



TESIS

**PENDUGAAN ANGKA MELEK HURUF  
DI KABUPATEN BANGKALAN  
MENGUNAKAN *SMALL AREA ESTIMATION*  
DENGAN PENDEKATAN *HIERARCHICAL BAYES***

RISYA FADILA  
NRP 1311 201 207

DOSEN PEMBIMBING  
Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.

PROGRAM PASCA SARJANA  
JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2016



TESIS

**LITERACY RATE ESTIMATION  
IN BANGKALAN  
USING SMALL AREA ESTIMATION  
BY HIERARCHICAL BAYES APPROACH**

RISYA FADILA  
NRP 1311 201 207

SUPERVISOR  
Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.

PROGRAM OF MAGISTER  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES  
INSTITUTE OF TECHNOLOGY SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2016

**PENDUGAAN PROPORSI PENDUDUK MELEK HURUF  
SEBAGAI PENDEKATAN ANGKA MELEK HURUF  
MENGUNAKAN *SMALL AREA ESTIMATION*  
DENGAN METODE *HIERARCHICAL BAYES*  
DI KABUPATEN BANGKALAN**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Sains (M.Si)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh :

**RISYA FADILA**  
**NRP. 1311 201 207**

Tanggal Ujian : 29 Januari 2016  
Periode Wisuda : Maret 2016

Disetujui oleh:

1. **Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.**  
**NIP: 19570724 198503 2 002**

(Pembimbing)

2. **Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikomp., Ph.D**  
**NIP: 19621015 198803 1 002**

(Co Pembimbing)

3. **Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.**  
**NIP: 19600525 198803 2 001**

(Penguji I)

4. **Prof. Dr. I Nyoman Budiantara, M.Si.**  
**NIP: 19650603 198903 1 003**

(Penguji II)

5. **Dr. Irhamah, M. Si**  
**NIP: 19780406 200112 2 002**

(Penguji III)



Direktur Program Pascasarjana ITS,

**Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc. Ph.D**  
**NIP: 19601202 198701 1 001**

**PENDUGAAN PROPORSI PENDUDUK MELEK HURUF  
SEBAGAI PENDEKATAN ANGKA MELEK HURUF  
MENGUNAKAN *SMALL AREA ESTIMATION*  
DENGAN *HIERARCHICAL BAYES*  
DI KABUPATEN BANGKALAN**

Nama : Risya Fadila  
NRP : 1311201207  
Pembimbing : Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.  
Co-Pembimbing : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D.

**ABSTRAK**

Angka Melek Huruf (AMH) merupakan salah satu komponen yang dihitung untuk mengukur indeks pembangunan manusia (IPM), dimana tinggi rendahnya menggambarkan keberhasilan dalam pembangunan kesehatan, kependudukan, pendidikan dan ekonomi di suatu negara. Informasi AMH yang mendetail sampai pada level kecamatan diperlukan dalam membuat kebijakan terkait keberhasilan pembangunan penduduk suatu daerah untuk pemerintah. Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan AMH pada level kecamatan berdasarkan dugaan AMH yang didapat dari hasil SUSENAS dan variabel-variabel yang diduga berpengaruh terhadap AMH.

*Small Area Estimation* (SAE) adalah sebuah metode untuk memenuhi permintaan akan statistik pada *small area* yang akurat ketika hanya tersedia sampel yang sangat kecil untuk area tersebut atau bahkan untuk daerah yang tidak terambil sebagai sampel. Pada penelitian ini diterapkan SAE dengan pendekatan *Hierarchical Bayes* (HB) yang cocok digunakan untuk data biner maupun kontinu.

Berdasarkan korelasi *pearson*, variabel penyerta yang digunakan untuk menduga proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis yaitu rasio penduduk miskin, rasio tenaga pendidik SD, rasio tenaga pendidik SMP, dan angka partisipasi murni 13-15 tahun memberikan pengaruh terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis. Namun, dalam pendugaan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis menggunakan HB, hanya terdapat 1 variabel yang berpengaruh signifikan yaitu Rasio Tenaga Pendidik SMP. Berdasarkan model yang terbentuk untuk SAE, maka didapatkan hasil pendugaan untuk proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis di Kecamatan Sepulu sebagai kecamatan outsample yaitu sebesar 0,714.

**Kata Kunci:** Angka Melek Huruf, *Hierarchical Bayes*, *Small Area Estimation*.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**ESTIMATION OF THE CITIZEN LITERACY PROPORTION  
AS THE APPROACHMENT OF LITERACY RATE  
USING SMALL AREA ESTIMATION  
BY HIERARCHICAL BAYES METHODS IN BANGKALAN**

Name : Risya Fadila  
NRP : 1311201207  
Supervisor : Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.  
Co-Advisor : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D.

**ABSTRACT**

Literacy Rate (LR) is one of components which is calculated to measure the Human Development Index (HDI), which illustrates the level of success in the development of health, population, education and economic in a country. LR's detailed information to the district level is needed in making policies related to the successful of development of the population of an area for the government. This study is targeted to get LR at the district level based on the LR's estimates obtained from SUSENAS and variables which supposed to influence the LR.

Small Area Estimation (SAE) is a method to satisfy the demand of statistics on small areas that will accurate when it is available only for a few samples of the areas or even for areas that are not drawn as a sample. In this study, the SAE is applied together with Hierarchical Bayes (HB) which is suitable for binary data and continuous.

Based on Pearson correlation, the four variables which are used to estimate LR impact to LR. However, in estimating the LR using the HB, there is only one variable that significantly works, it is SMP Ratios Educators. Based on the model formed for The SAE, result obtained the estimation for the citizen propotion who have the ability to read and write as many as 0.714 in Sepulu sub-district as the outsample.

**Keyword:** Literacy Rate, Hierarchical Bayes, Small Area Estimation.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)



## KATA PENGANTAR

Dengan memanjatkan puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan karuniaNya, sehingga tesis yang berjudul **“PENDUGAAN PROPORSI PENDUDUK MELEK HURUF SEBAGAI PENDEKATAN ANGKA MELEK HURUF MENGGUNAKAN *SMALL AREA ESTIMATION* DENGAN *HIERARCHICAL BAYES* DI KABUPATEN BANGKALAN”** dapat selesai pada waktu yang tepat.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan tesis ini banyak pihak yang turut mendukung. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah SWT atas segala petunjuk, kesehatan dan lindungan-Nya.
2. Orang tua tercinta, atas doa restunya yang telah membantu dan mendukung dalam pelaksanaan maupun pembuatan tesis ini.
3. Saudara-saudaraku Mbak Reni, Mas Faizal dan Firda, terima kasih kalian menjadi penyemangat disaat lelah.
4. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc. selaku Ketua Jurusan Statistika – FMIPA ITS.
5. Ibu Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc. dan Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D. selaku dosen pembimbing dan dosen co-pembimbing atas semua bimbingan, waktu, semangat dan perhatian serta kesabaran yang telah diberikan sehingga tesis ini dapat diselesaikan dengan baik.
6. Bapak Prof. Nyoman Budiantara, M.Si., Ibu Dr. Ismaini Zain, M.Si. dan Ibu Irhamah, M.Si. Ph.D selaku dosen penguji yang sudah memberikan saran dan kritik demi kebaikan tesis ini.
7. Seluruh dosen, karyawan, serta staf di Jurusan Statistika ITS.



8. Lela, terima kasih atas pemberian buku komedi tentang skripsi yang dipesan secara khusus buat saya. Dan untuk teman-teman grup mangkat lainnya, Andiade, Taurif, Sumardhani dan Jo yang menjadi penghiburku saat suntuk.
9. Teman-teman PASTA ITS yang telah berjuang bersama, memberikan motivasi terima kasih telah berbagi suka dan duka, berjuang bersama selama di kampus perjuangan tercinta ini, *especially to* Mbak Gita anggota trio SAE selain saya dan Andi.
10. Pak Kaban, Pak Sekretariat dan Teman-teman sekretariat, khususnya Bu Zus, Mbak Susan dan Mbak Matuk.

Semoga tesis ini dapat memberikan wawasan dan manfaat kepada berbagai pihak. Tak ada gading yang tak retak, begitu pula dengan tesis ini yang masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari berbagai pihak demi perbaikan selanjutnya.

Surabaya, Januari 2016

Penulis

# DAFTAR ISI

	Halaman
JUDUL	
LEMBAR PENGESAHAN	
ABSTRAK .....	i
ABSTRACT .....	iii
KATA PENGANTAR .....	v
DAFTAR ISI .....	vii
DAFTAR TABEL .....	ix
DAFTAR GAMBAR .....	xi
DAFTAR LAMPIRAN .....	xiii
 <b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	6
1.3 Tujuan Penelitian .....	6
1.4 Manfaat Penelitian .....	6
1.5 Batasan Penelitian .....	6
 <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Angka Melek Huruf .....	7
2.2 Pendugaan Langsung Untuk Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis .....	7
2.3 <i>Small Area Estimation</i> (SAE) .....	8
2.4 Model Level Area .....	9
2.5 Model Linking Untuk Binomial .....	10
2.6 Pendugaan Parameter Model SAE Dengan Pendekatan <i>Hierarchical Bayes</i> ..	10
2.6.1 Konsep Umum <i>Hierarchical Bayes</i> .....	11
2.6.2 Pendugaan Dengan Sebaran Prior Logit - Normal .....	12
2.7 Model HB Untuk Level Area .....	12
2.7.1 Untuk $\sigma_v^2$ Diketahui .....	13
2.7.2 Untuk $\sigma_v^2$ Tidak Diketahui .....	14
 <b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	
3.1 Sumber Data .....	17
3.2 Variabel Penelitian .....	18

3.3 Langkah-langkah Penelitian .....	19
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Eksplorasi Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis Dengan Pendugaan Langsung .....	25
4.2 Eksplorasi Data Variabel Penyerta Yang Mempengaruhi Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis.....	28
4.3 Model <i>Hierarchical Bayes Small Area Estimation</i> Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis.....	32
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
5.1 Kesimpulan .....	37
5.2 Saran .....	38
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>39</b>

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 <i>Directed Acyclic Graph</i> Model Umum Level Area.....	21
Gambar 3.2 Langkah-langkah Penelitian.....	23
Gambar 4.1 Diagram Batang Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis Masing-masing Kecamatan.....	25
Gambar 4.2 Boxplot dan Histogram Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis .....	26
Gambar 4.3 <i>Scatterplot</i> Variabel Penyerta dengan Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis .....	31
Gambar 4.4 Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis Masing-masing Kecamatan dengan Pendugaan Langsung dan Pendugaan Tak Langsung .....	35

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Variabel yang Digunakan, Definisi Operasional, Skala Pengukuran dan Sumber Data.....	18
Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian .....	19
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis .....	26
Tabel 4.2 Statistik Deskriptif Variabel Penyerta.....	28
Tabel 4.3 Korelasi Antara Variabel Penyerta dan Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis .....	30
Tabel 4.4 Parameter Model SAE Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis Dengan HB .....	34
Tabel 4.5 Statistik Deskriptif Pendugaan Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis Dengan HB.....	34

(Halaman ini sengaja dikosongkan)



## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data variable penyerta .....	41
Lampiran 2 Hasil Pendugaan Langsung Menggunakan Rumus Klasik .....	42
Lampiran 3 Korelasi antara AMH dan Variable Penyerta .....	43
Lampiran 4 Syntax Program Pendugaan <i>Hierarchical Bayes</i> SAE dengan Menggunakan WinBUGS .....	44
Lampiran 5 Output Pendugaan <i>Hierarchical Bayes</i> SAE dengan Menggunakan WinBUGS .....	46
Lampiran 6 Output Pengecekan Konvergensi .....	48

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Fokus pembangunan suatu negara adalah penduduk karena penduduk adalah kekayaan nyata suatu negara. Untuk menggambarkan perkembangan pembangunan manusia secara berkelanjutan diperlukan satu set indikator komposit yang cukup representatif. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah suatu indikator pembangunan manusia yang diperkenalkan UNDP pada tahun 1990. Tingginya IPM menunjukkan keberhasilan dalam pembangunan kesehatan, kependudukan, pendidikan dan ekonomi di suatu negara. Sebaliknya, rendahnya IPM menunjukkan kegagalan dalam pembangunan kesehatan, kependudukan, pendidikan dan ekonomi di suatu negara.

Pada dasarnya IPM mencakup tiga komponen yang dianggap mendasar bagi manusia dan secara operasional mudah dihitung untuk menghasilkan suatu ukuran yang merefleksikan upaya pembangunan manusia. Ketiga aspek tersebut berkaitan dengan peluang hidup (*longevity*), pengetahuan (*knowledge*), dan hidup layak (*decent living*). Peluang hidup dihitung berdasarkan angka harapan hidup ketika lahir, pengetahuan diukur berdasarkan rata-rata lama sekolah dan angka melek huruf penduduk usia 15 tahun ke atas, dan hidup layak diukur dengan pengeluaran per kapita yang didasarkan pada *Purchasing Power Parity* (paritas daya beli dalam rupiah).

Komponen pengetahuan dihitung berdasarkan data SUSEDA. Sebagai catatan, UNDP dalam publikasi tahunan *Human Development Report* (HDR). Indikator Angka Melek Huruf (AMH) diperoleh dari variabel kemampuan membaca dan menulis, sedangkan indikator rata-rata lama sekolah dihitung dengan

menggunakan dua variabel secara simultan yaitu tingkat atau kelas yang sedang atau pernah dijalani dan jenjang pendidikan tertinggi yang ditamatkan.

AMH merupakan pencapaian pendidikan dasar dan program pemelekan huruf dalam memberikan keahlian melek huruf dasar terhadap penduduk, dengan cara ini diharapkan penduduk menerapkan dalam kehidupannya sehari-hari, sehingga dapat mengembangkan kondisi sosial dan ekonominya. AMH adalah persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bisa membaca dan menulis serta mengerti sebuah kalimat sederhana dalam hidupnya sehari-hari (BPS, 2010). AMH dapat dihitung menggunakan data SUSENAS melalui pertanyaan "dapat membaca dan menulis" di seksi keterangan pendidikan. Sebaliknya, Angka Buta Huruf (ABH) menunjukkan ketertinggalan sekelompok penduduk tertentu dalam mencapai pendidikan. ABH juga merupakan cerminan besar kecilnya perhatian pemerintah, baik pusat maupun lokal terhadap pendidikan penduduknya.

Jumlah penduduk yang buta huruf di Indonesia pada tahun 2010 mencapai 8,3 juta jiwa atau 4.79 persen dari penduduk Indonesia berusia 15-45 tahun dimana 70 persen diantaranya berusia diatas 40 tahun. Program penuntasan buta huruf diprioritaskan pada daerah dengan ABH yang tinggi yakni di Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Bali, NTB, Lampung, Sumatera Utara, Kalimantan Barat, Sulawesi Selatan dan Papua. Jumlah ini menurun dari 2004 dimana terdapat 15 juta penduduk buta huruf, namun menurut data Kementerian Pendidikan Nasional masih merupakan angka terbesar di dunia.

Beberapa penelitian berkaitan dengan buta huruf yang telah dilakukan, diantaranya oleh Eka (2011) melakukan penelitian tentang pemodelan dan pemetaan ABH provinsi Jawa Timur dengan pendekatan regresi spasial yang menyimpulkan bahwa ABH dipengaruhi oleh rasio penduduk miskin, rasio tenaga pendidik SD, rasio tenaga pendidik SMP, dan angka partisipasi murni 13-15 tahun. Consetta (2013) yang ingin mengetahui karakteristik ABH dan faktor-faktor yang mempengaruhi di Propinsi Jawa Timur, kemudian memodelkannya dengan regresi spline semiparametrik. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa faktor yang signifikan

berpengaruh terhadap ABH adalah daerah berstatus kota dan angka partisipasi murni SD.

Pada tahun 1992 ukuran sampel yang digunakan dalam SUSENAS hanya dapat disajikan dalam level provinsi. Ukuran sampel kemudian ditambah sehingga memenuhi ukuran sampel minimum yang cukup untuk dapat menyajikan data pada level kabupaten atau kota. Namun, ukuran sampel yang besar menimbulkan beberapa kerugian dalam hal biaya dan waktu, sehingga diperlukan solusi untuk mengatasi permasalahan tersebut.

*Small Area Estimation* (SAE) adalah sebuah metode untuk memenuhi permintaan akan statistik pada *small area* yang akurat ketika hanya tersedia sampel yang sangat kecil untuk area tersebut atau bahkan untuk daerah yang tidak terambil sebagai sampel (Pfeffermann, 2002). SAE melakukan pendugaan tidak langsung dengan cara menambahkan variabel-variabel penyerta dalam menduga parameter. Variabel penyerta tersebut berupa informasi dari area lain yang serupa, survei terdahulu pada area yang sama, atau variabel lain yang berhubungan dengan variabel yang ingin diduga.

Pendugaan *small area* sangat dibutuhkan untuk mendapatkan informasi pada *small area*, misalnya pada lingkup kabupaten atau kota, kecamatan, maupun kelurahan atau desa. Jika pendugaan langsung dilakukan pada *small area*, sedangkan data yang diperoleh berasal dari survei yang dirancang untuk skala besar, maka akan menghasilkan variansi yang besar dikarenakan sampel yang terambil pada area tersebut kecil. Terdapat beberapa metode yang sering digunakan dalam SAE, yaitu *Empirical Best Linear Unbiased Predictor* (EBLUP), *Empirical Bayes* (EB), *Hierarchical Bayes* (HB) dan pendekatan nonparametrik.

Estimator BLUP meminimumkan MSE diantara estimator tak bias linier dan tidak tergantung pada normalitas dari *random effect* tetapi tergantung pada varians (dan kovarians) dari *random effect* yang diestimasi menggunakan metode *fitting constants* atau *moments* (Rao, 2003). Pendekatan nonparametrik juga telah banyak digunakan untuk menduga *small area*, salah satunya seperti dilakukan oleh Anwar

pada 2007 untuk mengonstruksi peta kemiskinan daerah perkotaan dan pedesaan di Kabupaten Kutai Kertanegara dengan menerapkan metode *Kernel Learning*. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data SUSENAS tahun 2002, Podes tahun 2003 dan Sensus Penduduk tahun 2000, dengan menghasilkan tingkat ketepatan yang tinggi yaitu 98,87 persen untuk daerah pedesaan dan 99,21 persen untuk daerah perkotaan.

Pendugaan *small area* jika data yang digunakan biner atau cacahan, khususnya model regresi logistik dan model log linier akan lebih tepat dilakukan melalui pendekatan Bayes. EB merupakan metode pendugaan parameter pada *small area* yang didasarkan pada model Bayes dimana inferensia yang diperoleh berdasarkan estimasi distribusi posterior dari variabel yang diamati. Kismiantini (2007) menggunakan EB untuk menduga rata-rata pengeluaran perkapita rumah tangga di Kota Yogyakarta dengan membandingkan metode *Empirical Constrained Bayes* (ECB) dan EB, dimana hasilnya memperlihatkan bahwa pendugaan dengan metode ECB memberikan hasil yang lebih baik dibanding metode EB yang ditunjukkan oleh nilai MSE yang relatif lebih kecil. Fausi (2011) melakukan pendugaan terhadap pengeluaran perkapita di Kabupaten Sumenep untuk setiap kecamatan dengan membedakan menjadi kelompok daratan dan kepulauan dengan menggunakan metode EB. Penelitian dengan data yang sama diselesaikan dengan pendekatan nonparametrik oleh Darsyah (2013) dengan menggunakan pendekatan *Kernel-Bootstrap*. Dari dua penelitian dengan pendekatan berbeda, dihasilkan dugaan yang lebih presisi menggunakan pendugaan tidak langsung (*indirect estimation*) dibandingkan dengan pendugaan langsung (*direct estimation*) yang ditunjukkan oleh MSE masing-masing pendugaan.

HB merupakan metode bayes dimana parameter model yang tidak diketahui diperlakukan sebagai variabel random yang memiliki distribusi prior tertentu. Maiti (1997) menduga tingkat kematian untuk memetakan penyakit dengan menggunakan HB. Penelitian ini menyajikan prosedur estimasi HB untuk parameter yang terkait dengan pemetaan risiko relatif di beberapa daerah yang *non-overlapping*. Marchetti et

al. (2010) dalam penelitiannya mengusulkan metode HB untuk memperkirakan resiko relatif kanker payudara di tingkat kotamadya di provinsi Trento. Penelitian lain yang menggunakan metode HB dilakukan oleh Ni'mah (2013) yang menduga Indeks Paritas Gender (IPG) tiap jenjang pendidikan di Jawa Timur. Dari penelitian tersebut disimpulkan bahwa estimasi HB mampu menangkap variabilitas dari ukuran sampel yang kecil dengan baik. Koefisien variasi dari HB memberikan nilai keragaman yang lebih kecil jika dibandingkan dengan estimasi langsung untuk semua jejang pendidikan.

Penelitian pada *small area* untuk menduga AMH pernah dilakukan oleh Rumiati (2012) pada disertasinya dengan penarikan sampel berpeluang tidak sama untuk respon binomial dan multinomial dengan menggunakan EB di dua kabupaten yaitu Kabupaten Sumenep dan Kabupaten Pasuruan. Selain itu, pada penelitian tersebut juga menduga indeks pendidikan. Kedua pendugaan tersebut dilakukan pada level unit.

Dalam penelitian ini akan dilakukan pendugaan terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca menulis di Kabupaten Bangkalan untuk level kecamatan dengan menggunakan HB dimana perhitungan berdasarkan proporsi penduduk di Kabupaten Bangkalan berusia 15 tahun ke atas yang mampu baca dan tulis. Proporsi penduduk yang bisa baca tulis diasumsikan memiliki sebaran Binomial. Kabupaten Bangkalan masuk dalam kabupaten dengan ABH tertinggi ketujuh di Jawa Timur. Dari tahun ketahun ABH di Kabupaten Bangkalan terus mengalami penurunan, akan tetapi perlu adanya upaya untuk mempertahankan atau bahkan meningkatkan prestasi tersebut. Untuk variabel penyerta yang digunakan berdasarkan variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap ABH pada penelitian yang telah dilakukan oleh Eka pada 2011 yaitu rasio penduduk miskin, rasio tenaga pendidik SD, rasio tenaga pendidik SMP, dan angka partisipasi murni 13-15 tahun.



## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, jumlah sampel yang kecil untuk level kecamatan di Kabupaten Bangkalan menjadi masalah sehingga pendugaan pada *small area* sangat dibutuhkan. Pendugaan pada *small area* dapat dilakukan baik secara langsung maupun secara tidak langsung melalui variabel penyerta yang diduga mempengaruhi proporsi penduduk yang bisa membaca menulis. Penentuan variabel penyerta berdasarkan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Berdasarkan uraian tersebut, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil pendugaan proporsi penduduk yang bisa membaca menulis secara langsung dan hubungannya dengan variabel penyerta?
2. Bagaimana pembentukan model serta hasil pendugaan dari model SAE untuk proporsi penduduk yang bisa membaca menulis dengan pendekatan HB?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan permasalahan di atas, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan hasil pendugaan proporsi penduduk yang bisa membaca menulis secara langsung dan mengetahui hubungannya dengan variabel penyerta.
2. Membentuk model SAE untuk proporsi penduduk yang bisa membaca menulis dengan menggunakan pendekatan HB serta hasil pendugaannya.

## **1.4 Manfaat Penelitian**

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat yaitu mengetahui faktor atau variabel apa saja yang mempengaruhi proporsi di tiap kecamatan di Kabupaten Bangkalan sehingga dapat memberikan informasi dalam membuat kebijakan terkait keberhasilan pembangunan penduduknya.

## **1.5 Batasan Penelitian**

Model SAE yang dibentuk merupakan model berbasis area.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Angka Melek Huruf

Angka Melek Huruf (AMH) adalah persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bisa membaca dan menulis serta mengerti sebuah kalimat sederhana dalam hidupnya sehari-hari. AMH dapat dihitung menggunakan data SUSENAS pertanyaan "Dapat membaca dan menulis" di seksi Keterangan Pendidikan (BPS, 2010).

AMH didapat dengan membagi jumlah penduduk usia 15 tahun ke atas yang dapat membaca dan menulis dengan jumlah penduduk usia 15 tahun ke atas kemudian hasilnya dikalikan dengan seratus.

$$AMH_{15+} = \frac{MH_{15+}}{P_{15+}} \times 100$$

dimana:

$AMH_{15+}$  = Angka melek huruf (penduduk usia 15 tahun ke atas).

$MH_{15+}$  = Jumlah penduduk (usia diatas 15 tahun) yang bisa membaca dan menulis.

$P_{15+}$  = Jumlah penduduk usia 15 tahun ke atas.

#### 2.2 Pendugaan Langsung Untuk Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis

Variable respon  $y_{ij}$  adalah variable respon biner yang diukur pada area ke- $i$ . Pada kasus ini, jika  $y_{ij} = 1$ , maka individu tertentu pada area ke- $i$  bisa baca dan tulis, sedangkan jika  $y_{ij} = 0$ , maka individu tersebut tidak bisa membaca dan menulis. Variable  $y_{ij}$  diasumsikan berdistribusi Bernoulli dengan parameter  $p_i$ . Jika terdapat sampel sebesar  $n_i$ , maka  $y_i$  didefinisikan  $y_i = \sum_j y_{ij}$  sebagai jumlah individu tertentu pada area ke- $i$  yang bisa baca dan tulis.  $y_i$  berdistribusi binomial.

$$f(y_i|p_i) = \binom{n_i}{y_i} p_i^{y_i} (1 - p_i)^{n_i - y_i}$$

Parameter yang ingin diduga adalah proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis pada area kecil,  $p_i = y_i / n_i$ .

### 2.3 *Small Area Estimation (SAE)*

*Small Area Estimation (SAE)* adalah topik yang sangat penting untuk meningkatkan permintaan statistik pada *small area* yang dapat dipercaya bahkan ketika hanya tersedia sampel yang sangat kecil untuk area tersebut. Dalam SAE terdapat dua model yaitu model berbasis level area dan model berbasis level unit (Rao, 2003).

Masalah yang timbul pada SAE meliputi pertanyaan mendasar tentang bagaimana untuk menghasilkan perkiraan karakteristik yang akurat untuk *small area* berdasarkan sampel yang sangat kecil yang diambil dari area tersebut. Selanjutnya permasalahan terkait kedua adalah dalam pendugaan *mean square error (MSE)*. Untuk menyelesaikan kedua masalah tersebut, solusinya adalah dengan meminjam informasi dari dalam area itu sendiri, luar area, maupun informasi yang berasal dari luar survei (Pfeffermann, 2002).

Pendugaan parameter pada *small area* dapat dilakukan dengan pendugaan secara langsung (*direct estimation*) maupun pendugaan secara tidak langsung (*indirect estimation*). Pendugaan tak langsung SAE merupakan pendugaan dengan cara memanfaatkan informasi variabel lain yang berhubungan dengan parameter yang diamati.

Terdapat dua komponen untuk pendugaan pada SAE yaitu *fixed effect model* dimana asumsi bahwa keragaman variabel respon di dalam *small area* dapat diterangkan seluruhnya oleh hubungan keragaman yang bersesuaian pada informasi tambahan dan *random effect* dimana asumsi keragaman *small area* tidak dapat diterangkan oleh informasi tambahan.

Gabungan antara *fixed effect model* dan *random effect model* akan membentuk model campuran (*mixed model*). Karena variabel respon diasumsikan berdistribusi

normal maka pendugaan *small area* yang dikembangkan merupakan bentuk khusus dari *General Linear Mixed Model* (GLMM).

## 2.4 Model Level Area

Variabel area yang diamati dinotasikan dengan  $p_i$  untuk area ke- $i$  dimana  $i = 1, 2, \dots, m$  dan  $m$  menyatakan total jumlah area. Model berbasis level area mengasumsikan bahwa  $p_i$  berhubungan dengan variabel pelengkap  $x_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{li})^T$  melalui model linier berikut

$$p_i = x_i^T \beta + b_i v_i \quad (2.1)$$

dimana:

$b_i$  = konstanta positif yang diketahui

$\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$  = vektor koefisien regresi berukuran  $p \times 1$

$v_i$  = efek random (*random effect*) area.

$v_i$  diasumsikan berdistribusi independen dan identik dengan

$$E_m(v_i) = 0, V_m(v_i) = \sigma_v^2 (\geq 0)$$

dengan  $E_m$  merupakan ekspektasi dari model dan  $V_m$  adalah varians model. Parameter  $\sigma_v^2$  menunjukkan ukuran homogenitas area setelah perhitungan untuk kovariat  $x_i$ .

Dalam beberapa kasus, tidak semua area terpilih sebagai sampel. Misalkan terdapat  $M$  area dalam populasi, dan dipilih  $m$  area sebagai sampel, maka persamaan (2.1) sampel area dengan  $i = 1, 2, \dots, M$  diasumsikan mengikuti model populasi bahwa tidak terdapat bias pada sampel terpilih, sehingga persamaan (2.1) dapat digunakan untuk area terpilih, bukan hanya untuk populasi.

Model umum level area juga mengasumsikan bahwa pendugaan langsung dari variabel  $p_i$  yang diamati dinotasikan sebagai  $y_i$  diasumsikan bahwa

$$\hat{p}_i = g(y_i) = p_i + e_i, i = 1, 2, \dots, m. \quad (2.2)$$

dimana sampling error  $e_i$  independen dengan

$$E_p(e_i | p_i) = 0, V_p(e_i | p_i) = \sigma_i^2$$

Kombinasi antara dua model (2.1) dan (2.2) akan membentuk persamaan (2.3) yang merupakan model *mixed* linear level area yang dikenal dengan model Fay-Herriot (Fay dan Herriot, 1979).

$$\hat{p}_i = x_i^T \beta + b_i v_i + e_i, i = 1, 2, \dots, m \quad (2.3)$$

Varians sampling  $\sigma_i^2$  dalam model umum Fay-Herriot biasanya diasumsikan diketahui, asumsi ini sangat kuat namun tidak untuk beberapa kasus. Secara umum, varians sampling dapat diduga secara langsung dari data survei. Akan tetapi, pendugaan langsung tidak stabil jika ukuran sampel adalah kecil. You dan Chapman (2006) mengusulkan pendekatan HB untuk menduga  $\sigma_i^2$ .

## 2.5 Model Linking Untuk Binomial

Model yang menghubungkan parameter dengan kovariatnya adalah model regresi logistik. Model *logistic linear* HB:

- i.  $y_i | p_i \sim \text{Binomial}(n_i, p_i)$
  - ii.  $\text{logit}(p_i) = x_i^T \beta + v_i$  dengan  $v_i \sim N(0, \Sigma_v)$
  - iii.  $f(\beta, \Sigma_v) \propto f(\Sigma_v)$
- (2.4)

Digunakan flat prior  $f(\Sigma_v) \propto 1$  untuk  $\Sigma_v$ . Alternative prior diperoleh dengan mengasumsikan distribusi *Wishart* yaitu  $\Sigma_v^{-1}$  sebagai parameter cerminan dari  $\Sigma_v$ . Prior yang berbeda pada  $\Sigma_v$  memastikan kesesuaian pada joint posterior.

## 2.6 Pendugaan Parameter Model SAE Dengan Pendekatan *Hierarchical Bayes*

Pendugaan parameter pada *small area* dengan menggunakan bayes dimana variabel respon berdistribusi binomial dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu parameter  $p_i$  yang diduga diasumsikan memiliki sebaran distribusi Beta atau dengan menggunakan sebaran prior Logit-Normal. Dalam penelitian ini akan digunakan sebaran prior Logit-Normal.

### 2.6.1 Konsep Umum *Hierarchical Bayes*

Pendekatan *Hierarchical Bayes*, disebut juga sebagai pendekatan *fully Bayesian* yang mengasumsikan distribusi prior pada parameter model dan inferensi dibuat berdasarkan distribusi posterior. Secara khusus, parameter *small area* diduga melalui posterior mean dan ketidakpastian yang diukur oleh posterior varians. Metode HB sederhana untuk dipahami dan mudah diterapkan. Namun aplikasi ini membutuhkan perhitungan evaluasi yang intensif dan integrasi berdimensi tinggi. Kemajuan terbaru dalam bidang komputasi, adanya *Gibbs sampling* (Gelfand dan Smith, 1990) membuat pendekatan Bayesian menjadi sangat populer dalam bidang statistik. Prinsip dasarnya adalah sangat sederhana dalam penerapan teorema Bayes. Jika  $\theta$  adalah parameter yang ingin diduga dan  $\lambda$  adalah himpunan dari semua parameter lainnya, distribusi posterior bersama  $\theta$  dan  $\lambda$  diperoleh dengan menerapkan teorema Bayes sebagai berikut

$$f(\theta, \lambda | y) = \frac{f(y, \theta | \lambda) f(\lambda)}{f(y)}$$

dimana  $f(y)$  adalah densitas marjinal dari  $y$  dan  $f(\lambda)$  adalah distribusi prior dari  $\lambda$ . Distribusi posterior dari  $\theta$  adalah

$$\begin{aligned} f(\theta | y) &= \int f(\theta, \lambda | y) d\lambda \\ &= \int f(\theta | y, \lambda) f(\lambda | y) d\lambda \end{aligned} \quad (2.5)$$

Persamaan (2.5) menunjukkan bahwa  $f(\theta | y)$  merupakan *mixture* dari densitas bersyarat  $f(\theta | y, \lambda)$ .

Dalam Bayesian, parameter dianggap sebagai variabel karena adanya pencatatan yang berulang dalam situasi yang dianggap sama. Model yang terbentuk harus mampu menerangkan fenomena permasalahan melalui parameternya yang berdistribusi dalam situasi yang berbeda-beda (Iriawan, 2012).

### 2.6.2 Pendugaan Dengan Sebaran Prior Logit-Normal

Versi HB untuk model logit-normal dengan kovariat level area dituliskan

- i.  $y_i|p_i \sim \text{binomial}(n_i, p_i)$
- ii.  $\text{logit}(p_i) = x_i^T \beta + v_i$   
dengan  $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$
- iii.  $\beta$  dan  $\sigma_v^2$  saling independen dengan  $f(\beta) \propto 1$   
dan  $\sigma_v^{-2} \sim G(a, b), a \geq 0, b > 0$ . (2.6)

Berdasarkan persamaan (2.6), maka *Gibbs Conditional* yang sesuai adalah:

- i.  $[\beta | \log(p_i), \sigma_v^2, \sigma_i^2, y] \sim N_p \left[ \beta^*, \sigma_v^2 (\sum_i x_i x_i^T)^{-1} \right]$
- ii.  $[\sigma_v^2 | \beta, \log(p_i), \sigma_i^2, y] \sim G \left( a + \frac{m}{2}, b + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (\log(p_i) - x_i^T \beta)^2 \right)$
- iii.  $f(p_i | \beta, \sigma_v^2, y) \propto h(p_i | \beta, \sigma_v^2) k(p_i)$   
dimana  $\beta^* = (\sum_i x_i x_i^T)^{-1} (\sum_i x_i^T \log(p_i))$ ,  $k(p_i) = p_i^{y_i} (1 - p_i)^{n_i - y_i}$   
dan  $h(p_i | \beta, \sigma_v^2) \propto \frac{\partial g(p_i)}{\partial p_i} \exp \left\{ -\frac{(\log(p_i) - x_i^T \beta)^2}{2\sigma_v^2} \right\}$

Penduga HB untuk  $p_i$  dan posterior varians  $p_i$  diperoleh langsung dari sampel MCMC  $\{p_i^{(k)}, \dots, p_m^{(k)}, \beta^{(k)}, \sigma_v^{2(k)}; k = d+1, \dots, d+D\}$  dihasilkan dari joint posterior  $f(p_1, \dots, p_m, \beta, \sigma_v^2 | y)$ .

$$\hat{p}_i^{HB} \approx \frac{1}{D} \sum_{k=d+1}^{d+D} p_i^{(k)} = p_i^{(\cdot)}$$

dan

$$V(p_i | \hat{p}) \approx \frac{1}{D-1} \sum_{k=d+1}^{d+D} (p_i^{(k)} - p_i^{(\cdot)})^2$$

### 2.7 Model HB Untuk Level Area

Pendekatan HB pada model level area pada persamaan (2.1) diasumsikan bahwa distribusi prior pada parameter model adalah  $\beta$  dan  $\sigma_v^2$ . Untuk kasus dengan  $\sigma_v^2$  diketahui dan diasumsikan ‘flat’ prior untuk  $\beta$  melalui  $f(\beta) \propto 1$ , dan dituliskan kembali sesuai persamaan (2.1) untuk model HB:



- i.  $\hat{p}_i | p_i, \beta, \sigma_v^2 \sim N(p_i, \sigma_i^2), i = 1, 2, \dots, m$
- ii.  $\hat{p}_i | \beta, \sigma_v^2 \sim N(x_i^T, \beta, b_i^2 \sigma_v^2), i = 1, 2, \dots, m$
- iii.  $f(\beta) \propto 1$

(2.7)

Untuk kasus  $\sigma_v^2$  tidak diketahui, persamaan (2.7) menjadi

$$f(\beta, \sigma_v^2) = f(\beta)f(\sigma_v^2) \propto f(\sigma_v^2) \quad (2.8)$$

dimana  $f(\sigma_v^2)$  merupakan prior untuk  $\sigma_v^2$ .

### 2.7.1 Untuk $\sigma_v^2$ Diketahui

Perhitungan posterior distribusi dari  $p_i$  dengan  $\hat{p} = (\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_m)^T$  dan  $\sigma_v^2$  dibawah model HB pada persamaan (2.7) adalah normal dengan mean yang sama pada estimator  $\tilde{p}_i^H$  BLUP dan varians yang sama dengan  $M_{1i}(\sigma_v^2)$  pada persamaan berikut

$$MSE(\tilde{p}_i^H) = E(\tilde{p}_i^H - p_i)^2 = g_{1i}(\sigma_v^2) + g_{2i}(\sigma_v^2)$$

dimana

$$g_{1i}(\sigma_v^2) = \sigma_v^2 z_i^2 \psi_i (\sigma_v^2 z_i^2 + \psi_i)^{-1} = \gamma_i \psi_i$$

dan

$$g_{2i}(\sigma_v^2) = (1 - \gamma_i)^2 \mathbf{x}_i^T \left[ \sum_i \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T / (\sigma_v^2 z_i^2 + \psi_i) \right]^{-1} \mathbf{x}_i$$

Sedangkan estimator HB untuk  $p_i$

$$\tilde{p}_i^{HB}(\sigma_v^2) = E(p_i | \hat{p}, \sigma_v^2) = \tilde{p}_i^H$$

dan posterior varians untuk  $p_i$  adalah

$$V(p_i | \hat{p}, \sigma_v^2) = M_{1i}(\sigma_v^2) = MSE(\tilde{p}_i^H)$$

Prior parameter  $\beta$  memiliki distribusi prior yang uniform atau  $f(\beta) \propto 1$ . Jika  $\sigma_v^2$  diasumsikan diketahui, pendekatan HB dan BLUP memiliki inferensia yang identik (Ghosh dan Rao, 1994).

### 2.7.2 Untuk $\sigma_v^2$ Tidak Diketahui

Pada kasus dimana  $\sigma_v^2$  tidak diketahui, digunakan *Gibbs sampling* untuk model level area untuk (i) dan (ii) dari persamaan (2.7), asumsikan prior  $\beta$  dan  $\sigma_v^2$  pada persamaan (2.8) dengan distribusi Gamma dengan *shape* parameter  $a$  dan *scale* parameter  $b$ .

$$\sigma_v^{-2} \sim G(a, b), a > 0, b > 0$$

$\sigma_v^2$  didistribusikan invers gamma  $IG(a, b)$  dengan

$$f(\sigma_v^2) \propto \exp\left(\frac{-b}{\sigma_v^2}\right) \left(\frac{1}{\sigma_v^2}\right)^{a+1}$$

Konstanta positif  $a$  dan  $b$  dibuat sangat kecil. *Gibbs conditional* dibuktikan melalui

- i.  $[\beta | p, \sigma_v^2, \hat{p}] \sim N_p \left[ \beta^*, \sigma_v^2 (\sum_i \tilde{x}_i \tilde{x}_i^T)^{-1} \right]$
- ii.  $[p_i | \beta, \sigma_v^2, \hat{p}] \sim N[\hat{p}_i^B(\beta, \sigma_v^2), \gamma_i \gamma_i], i = 1, 2, \dots, m$
- iii.  $[\sigma_v^{-2} | \beta, p, \hat{p}] \sim G \left[ \frac{m}{2} + a, \frac{1}{2} \sum_i (\tilde{p}_i - \tilde{x}_i^T \beta)^2 + b \right],$

dimana

$$\tilde{p}_i = \frac{p_i}{b_i}, \tilde{x}_i = \frac{x_i}{b_i}, \beta^* = \left( \sum_i \tilde{x}_i \tilde{x}_i^T \right)^{-1} \left( \sum_i \tilde{x}_i \tilde{p}_i \right)$$

Semua *Gibbs conditional* memiliki *closed form* sehingga sampel MCMC dapat dihasilkan langsung dari *conditional* (i)-(iii).

Mean posterior  $(p_i | \mathbf{y})$  dalam pendekatan HB digunakan sebagai estimasi titik dan varians posterior  $(p_i | \mathbf{y})$  sebagai ukuran keragaman. Metode *Gibbs Sampling* (Gelfand dan Smith, 1990) dengan algoritma Metropolis Hasting (Chip dan Greenberg, 1995) dapat digunakan untuk mencari posterior mean dan varians. Definiskan sampel MCMC sebagai  $\left\{ (\beta^{(k)}, \theta^{(k)}, \sigma_v^{2(k)}), k = d + 1, \dots, d + D \right\}$ . Dengan menggunakan persamaan (2.9), posterior mean dan varians penduga Rao-Blackwell didefinisikan sebagai berikut

$$\hat{p}_i^{HB} = \frac{1}{D} \sum_{k=d+1}^{d+D} \hat{p}_i^B(\beta^{(k)}, \sigma_v^{2(k)}) = \hat{p}_i^B(.,.)$$

dan

$$\hat{V}(p_i|\hat{p}) = \frac{1}{D} \sum_{k=d+1}^{d+D} g_{1i}(\sigma_v^{2(k)}) + \frac{1}{D-1} \sum_{k=d+1}^{d+D} [\hat{p}_i^B(\beta^{(k)}, \sigma_v^{2(k)}) - \hat{p}_i^B(.,.)]^2$$

Untuk estimator yang lebih efisien dapat diperoleh dari hasil eksplorasi *closed form* dari persamaan (2.6)

$$\hat{p}_i^{HB} = \frac{1}{D} \sum_{k=d+1}^{d+D} \hat{p}_i^H(\sigma_v^{2(k)}) = \hat{p}_i^H(.)$$

dan

$$\hat{V}(p_i|\hat{p}) = \frac{1}{D} \sum_{k=d+1}^{d+D} [g_{1i}(\sigma_v^{2(k)}) + g_{2i}(\sigma_v^{2(k)})] + \frac{1}{D-1} \sum_{k=d+1}^{d+D} [\hat{p}_i^H(\sigma_v^{2(k)}) - \hat{p}_i^H(.)]^2$$

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Untuk data proporsi didapat dari SUSENAS 2010 melalui pertanyaan "dapat membaca dan menulis" di seksi keterangan pendidikan. SUSENAS merupakan survei yang dirancang untuk mengumpulkan data sosial kependudukan yang relatif sangat luas. Data yang dikumpulkan antara lain menyangkut bidang-bidang pendidikan, kesehatan atau gizi, perumahan atau lingkungan hidup, kriminalitas, kegiatan sosial budaya, konsumsi dan pendapatan rumah tangga, perjalanan, dan pendapat masyarakat mengenai kesejahteraan rumah tangganya. Pada tahun 1992, sistem pengumpulan data SUSENAS diperbaharui, yaitu informasi yang digunakan untuk menyusun indikator kesejahteraan rakyat (Kesra) yang terdapat dalam modul (keterangan yang dikumpulkan tiga tahun sekali) ditarik ke dalam kor (kelompok keterangan yang dikumpulkan tiap tahun). Sejak itu, setiap tahun dalam SUSENAS tersedia perangkat data yang dapat digunakan untuk memantau taraf kesejahteraan masyarakat, merumuskan program pemerintah yang khusus ditujukan untuk meningkatkan kesejahteraan sektor-sektor tertentu dalam masyarakat, dan menganalisis dampak berbagai program peningkatan kesejahteraan penduduk. Potensi yang terkandung dalam data SUSENAS dapat menutup sebagian besar kesenjangan ketersediaan data yang diperlukan para pembuat keputusan di berbagai bidang.

Variabel penyerta yang digunakan berasal dari Bangkalan Dalam Angka 2010 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Kabupaten Bangkalan. Pada penelitian ini yang dijadikan observasi adalah 17 kecamatan di Kabupaten Bangkalan dengan 1 kecamatan yaitu kecamatan sepulu sebagai kecamatan yang tidak tersampling dan ingin didapatkan hasil pendugaannya.

### 3.2 Variabel Penelitian

Data yang dikumpulkan antara lain faktor-faktor yang dibutuhkan untuk mengukur proporsi. Variabel respon yang digunakan adalah proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis. Variabel penyerta yang digunakan untuk mengukur proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis disajikan pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1** Variabel yang Digunakan, Definisi Operasional, Skala Pengukuran dan Sumber Data

Variabel	Definisi Operasional	Skala Pengukuran	Sumber Data
Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis (Y)	Hasil bagi jumlah penduduk (usia diatas 15 tahun) yang bisa membaca dan menulis dengan jumlah penduduk usia 15 tahun ke atas.	Proporsi	SUSENAS 2010
Rasio Keluarga Miskin per Jumlah Keluarga ( $X_1$ )	Hasil bagi dari jumlah keluarga yang miskin dengan jumlah keluarga	Rasio	Bangkalan Dalam Angka 2010
Rasio Tenaga Pendidik Sekolah Dasar per Jumlah Siswa Sekolah Dasar ( $X_2$ )	Jumlah tenaga pendidik sekolah dasar dengan jumlah siswa sekolah dasar	Rasio	Bangkalan Dalam Angka 2010
Rasio Tenaga Pendidik Sekolah Menengah Pertama per Jumlah Siswa Sekolah Menengah Pertama ( $X_3$ )	Jumlah tenaga pendidik sekolah menengah pertama dengan jumlah siswa sekolah menengah pertama	Rasio	Bangkalan Dalam Angka 2010
Angka Partisipasi Murni Usia 13-15 Tahun ( $X_4$ )	Jumlah murid SMP usia 13-15 tahun dibagi dengan jumlah penduduk usia 13-15 tahun	Rasio	Bangkalan Dalam Angka 2010

Variabel lain yang dibutuhkan dalam penelitian ini sebagai informasi dalam perhitungan pendugaan  $p_i$  adalah jumlah sampel  $n_i$  yang digunakan dalam survei untuk tiap area yang masuk dalam penelitian ini. Berikut adalah struktur data penelitian yang disajikan pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Struktur Data Penelitian

<b>Kecamatan</b>	<b>n</b>	<b>Y</b>	<b>X<sub>1</sub></b>	<b>X<sub>2</sub></b>	<b>X<sub>3</sub></b>	<b>X<sub>4</sub></b>
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
1	$n_1$	$y_1$	$x_{1,1}$	$x_{2,1}$	$x_{3,1}$	$x_{4,1}$
2	$n_2$	$y_2$	$x_{1,2}$	$x_{2,2}$	$x_{3,2}$	$x_{4,2}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
17	$n_{17}$	$y_{17}$	$x_{1,17}$	$x_{2,17}$	$x_{3,17}$	$x_{4,17}$

### 3.3 Langkah-langkah Penelitian

Langkah-langkah yang akan dilakukan untuk mencapai tujuan dalam penelitian ini secara umum adalah sebagai berikut.

1. Menghitung hasil pendugaan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis secara langsung dari hasil SUSENAS serta menjelaskan hubungannya dengan faktor-faktor yang mempengaruhi proporsi.

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan tersebut.

- a. Melakukan pendugaan langsung dengan menghitung hasil pendugaan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis dari hasil SUSENAS dengan menggunakan penduganya yaitu  $\hat{p}_i = y_i / n_i$ .
- b. Menjelaskan hasil pendugaan dari hasil langkah a dengan menggunakan statistika deskriptif.
- c. Menjelaskan pola hubungan yang terbentuk antara hasil pendugaan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis secara langsung dengan variabel penyerta atau faktor-faktor yang diduga mempengaruhi proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis.



2. Membentuk model SAE untuk proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis dengan menggunakan pendekatan HB serta hasil pendugaannya.

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan tersebut adalah

- a. Membentuk kerangka HB model SAE dengan langkah-langkah sebagai berikut.

- i. Menghubungkan parameter  $p_i$  dengan variabel penyerta melalui model linking log-linier pada persamaan (2.4) sehingga parameter  $p_i$  berdistribusi log-normal.
- ii. Membentuk model umum level area yaitu model Fay-Herriot dengan varians sampling  $\sigma_v^2$  tidak diketahui sehingga pemodelan dilakukan menggunakan varians estimasi langsung  $s_v^2$ .
- iii. Menentukan prior parameter  $\beta$  dan  $\sigma_v^2$ .

$$f(\beta_0) \propto 1$$

$$f(\sigma_v^2) \sim IG(a_0, b_0)$$

Prior parameter  $\beta_0$  berdistribusi flat, sedangkan prior untuk parameter  $\beta$  lainnya merupakan pseudo prior yang didapat dari penyelesaian dengan cara frekuentis. Untuk prior varians sampling error  $\sigma_v^2$  berdistribusi invers gamma.

- iv. Pendugaan parameter untuk HB dilakukan dengan MCMC melalui metode *Gibbs Sampling* dengan pengambilan sampel parameter dari distribusi posterior bersama. Distribusi bersama  $f(\mathbf{p} | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \sigma^2, \beta, \sigma_v^2)$  berbentuk:

$$f(\mathbf{p} | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \sigma^2, \beta, \sigma_v^2) \propto f(\mathbf{x} | \mathbf{p}, \sigma^2) f(\log(\mathbf{p}) | \beta, \sigma_v^2) f(\sigma^2) f(\beta) f(\sigma_v^2)$$

- v. Membentuk distribusi *full conditional* untuk pendugaan parameter  $p_i$  yang difokuskan untuk distribusi posterior  $f(p_i | \mathbf{y})$  dimana  $i = 1, 2, \dots, 17$ .

$$f(p_i | \mathbf{y}) \propto f(\log(\mathbf{p}) | \mathbf{x}, \beta, \sigma^2, \sigma_v^2)$$

- vi. Membentuk distribusi *full conditional* dari  $f(\beta | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \sigma^2, \sigma_v^2)$

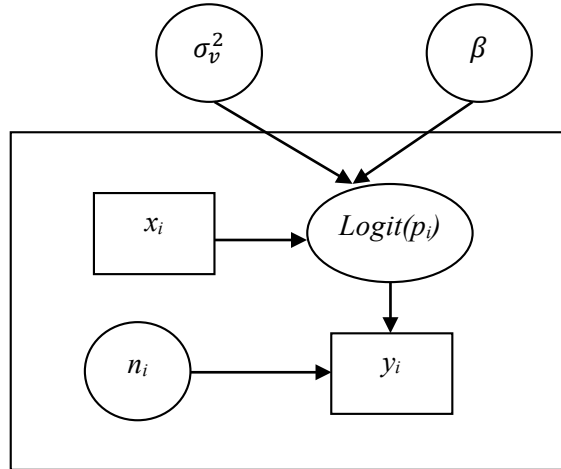
$$f(\boldsymbol{\beta} | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\sigma}^2, \sigma_v^2) = [\boldsymbol{\beta} | \mathbf{p}, \sigma_v^2]$$

- vii. Membentuk distribusi *full conditional* untuk varians sampling error  $\sigma_i^2$  dan varians random effect  $\sigma_v^2$ .

$$f(\sigma_v^2 | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\sigma}^2, \boldsymbol{\beta}) = f(\sigma_v^2 | \mathbf{p}, \boldsymbol{\beta})$$

$$f(\boldsymbol{\sigma}^2 | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) = f(\sigma_i^2 | \mathbf{x}, \mathbf{p})$$

- b. Menjelaskan kerangka HB yang telah dibentuk pada langkah 3.a dalam model grafik atau *Directed Acyclic Graph* (DAG). Hal ini dilakukan untuk memudahkan hubungan antara komponen-komponen dalam model serta pembuatan *code* untuk komputasi penyelesaian HB menggunakan WinBUGS. Model grafik atau DAG untuk model SAE level area dapat dilihat pada Gambar 3.1.



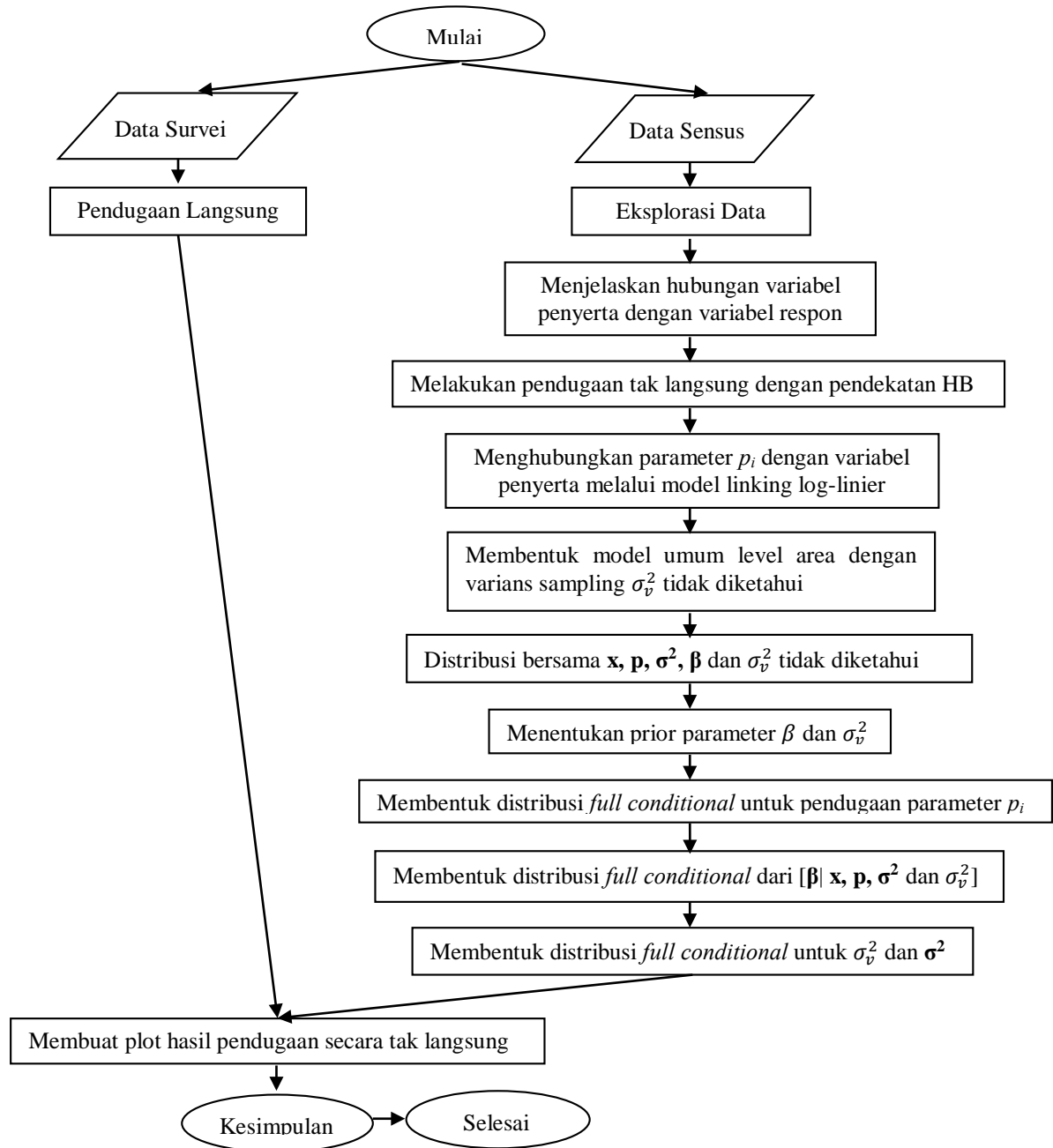
**Gambar 3.1** *Directed Acyclic Graph* Model Umum Level Area

- c. Melakukan perhitungan menggunakan metode MCMC (Markov Chain Monte Carlo) sesuai hasil dari langkah 3.a dan 3.b dengan bantuan *software* WinBUGS.
- d. Membentuk nilai pendugaan dari variabel amatan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis. Mean dari posterior merupakan hasil

pendugaan dari variabel amatan dan varians dari posterior merupakan ukuran keragamannya.

- e. Menjelaskan hasil pendugaan dari hasil langkah d dengan menggunakan statistika deskriptif.
3. Membuat plot hasil pendugaan tidak langsung.

Gambaran secara umum mengenai langkah penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.2. Bagan yang dibentuk diharapkan bisa membantu dalam memahami maksud dan tujuan dari penelitian ini.



**Gambar 3.2** Langkah-langkah Penelitian

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

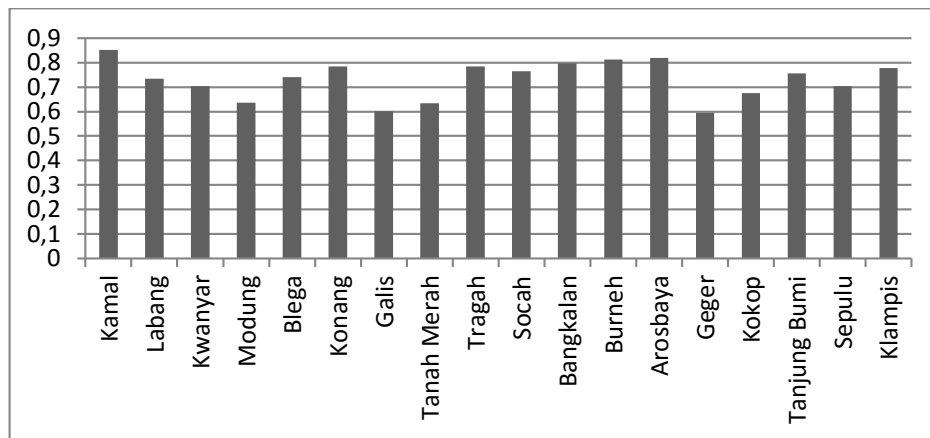
## BAB IV

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab 4 ini dibahas mengenai deskripsi dan eksplorasi data, memodelkan dan mengestimasi proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis menggunakan SAE dengan pendekatan *Hierarchical Bayes* di Kabupaten Bangkalan.

#### 4.1 Eksplorasi Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis Dengan Pendugaan Langsung

Pendugaan langsung proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis dilakukan dengan menggunakan rumus klasik yang selanjutnya digambarkan melalui Gambar 4.2.



**Gambar 4.2.** Diagram Batang Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis Masing-Masing Kecamatan

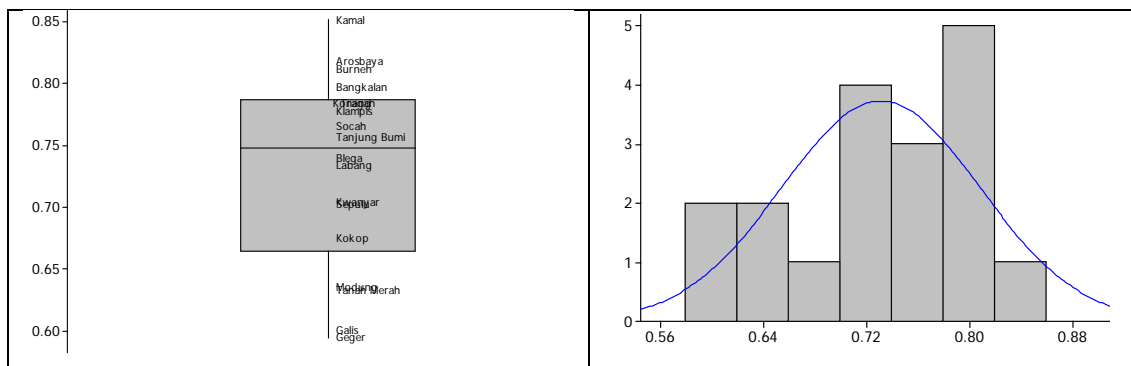
Berdasarkan Gambar 4.2. terlihat bahwa kecamatan dengan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis tertinggi adalah Kecamatan Kamal sedangkan kecamatan dengan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis

terendah adalah Kecamatan Geger. Statistik deskriptif proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis disajikan dalam Tabel 4.1.

**Tabel 4.1.** Statistik Deskriptif Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis

Statistik Deskriptif Proporsi	
Mean	0,7316
Standart deviasi	0,0771
Nilai Maksimum	0,8511
Nilai Minimum	0,5952
Total	18

Dari Tabel 4.1. Kecamatan Kamal merupakan kecamatan dengan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis tertinggi yaitu sebesar 0,8511 sedangkan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis terendah yaitu Kecamatan Geger sebesar 0,5952. Secara umum, rata-rata proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis untuk seluruh kecamatan di Kabupaten Bangkalan adalah 0,7316 dengan standart deviasi sebesar 0,0771. Standart deviasi yang dihasilkan dapat dikatakan kecil yang menunjukkan bahwa AMH kecamatan di Kabupaten Bangkalan tidak terlalu beragam. Hal ini diperkuat dengan tidak adanya data pencilan pada Gambar 4.3.



**Gambar 4.3.** Boxplot dan Histogram Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis

Pola proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis pada setiap kecamatan di Kabupaten Bangkalan pada *boxplot* lebih lebar pada bagian bawah. Hal ini menunjukkan bahwa persebaran proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis setiap kecamatan di Kabupaten Bangkalan lebih banyak berada di bawah nilai median proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis Kabupaten Bangkalan. Terdapat 9 kecamatan yang berada di bawah median proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis Kabupaten Bangkalan. Kecamatan-kecamatan tersebut adalah Kecamatan Geger, Kecamatan Galis, Kecamatan Tanah Merah, Kecamatan Modung, Kecamatan Kokop, Kecamatan Sepulu, Kecamatan Kwanyar, Kecamatan Labang Dan Kecamatan Blega. Gambar pada sisi kanan menunjukkan pola persebaran proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis yang membentuk pola distribusi yang condong ke kiri.

Histogram tersebut merupakan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis yang diurut dari nilai terkecil sampai yang terbesar dengan sumbu y sebagai frekuensi kecamatan yang termasuk dalam bar-bar dengan interval proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis tertentu. Kecamatan Geger dan Kecamatan Galis terdapat pada bar pertama. Bar 2 terdiri dari Kecamatan Tanah Merah dan Kecamatan Modung, sedangkan pada bar ketiga hanya ada 1 kecamatan yaitu Kecamatan Kokop. Kecamatan Sepulu, Kecamatan Kwanyar, Kecamatan Labang Dan Kecamatan Blega masuk dalam bar keempat. Bar kelima terdiri dari Kecamatan Tanjung Bumi, Kecamatan Socah dan Kecamatan Klampis, sedangkan bar tertinggi terdiri dari 5 kecamatan yaitu Kecamatan Konang, Kecamatan Tragah, Kecamatan Bangkalan, Kecamatan Burneh dan Kecamatan Arosbaya. Bar terakhir adalah Kecamatan Kamal sebagai kecamatan dengan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis tertinggi.

Bentuk distribusi dari proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis mendekati distribusi normal walaupun nilai *skewness* yang dihasilkan bernilai negatif yaitu -0,46. *Skewness* yang bernilai negatif menunjukkan ujung dari kecondongan menjulur ke arah nilai negatif atau ekor kurva sebelah kiri lebih panjang. Namun



bentuk distribusi yang condong ke kiri tidak terlalu nampak. proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis memiliki bentuk distribusi yang lebih datar atau rata dibandingkan dengan distribusi normal. Hal tersebut dapat dilihat baik dari histogram yang terbentuk maupun dari nilai kurtosis variabel proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis yang bernilai negative yaitu -0,85.

#### 4.2 Eksplorasi Data Variabel Penyerta yang Mempengaruhi Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis

Pendugaan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis dilakukan dengan bantuan empat variabel penyerta yaitu Rasio Keluarga Miskin ( $X_1$ ), Rasio Tenaga Pendidik SD ( $X_2$ ), Rasio Tenaga Pendidik SMP ( $X_3$ ) dan APM ( $X_4$ ). Deskriptif variabel penyerta disajikan pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2.** Statistik Deskriptif Variabel Penyerta

No.	Variabel Penyerta	Mean	Standar Deviasi	Minimum	Maximum
1.	Rasio Keluarga Miskin ( $X_1$ )	0,6680	0,2670	0,1905	1,0054
2.	Rasio Tenaga Pendidik SD ( $X_2$ )	0,04802	0,01479	0,02294	0,06528
3.	Rasio Tenaga Pendidik SMP ( $X_3$ )	0,05596	0,01983	0,02878	0,10603
4.	APM ( $X_4$ )	0,4824	0,2129	0,1655	0,9154

Berdasarkan Tabel 4.2., rata-rata rasio keluarga miskin di Kabupaten Bangkalan adalah sebesar 0,6680 artinya bahwa per 1000 penduduk terdapat 668 keluarga yang miskin, dimana rasio keluarga miskin terbesar terdapat di Kecamatan Konang dan rasio terkecil adalah Kecamatan Bangkalan. Kecilnya rasio keluarga miskin di Kecamatan Bangkalan dikarenakan Kecamatan Bangkalan merupakan kecamatan kota yang berada di pusat Kabupaten Bangkalan.

Untuk rata-rata tenaga pendidik SD adalah sebesar 0,04802 artinya bahwa per 1000 siswa SD terdapat 48 tenaga pendidik SD, dimana rasio terbesar terdapat di Kecamatan Kamal dan rasio terkecil adalah Kecamatan Kokop. Untuk rata-rata tenaga pendidik SMP adalah sebesar 0,05596 artinya bahwa per 1000 siswa SMP

terdapat 55 sampai 56 tenaga pendidik SMP, dimana rasio terbesar terdapat di Kecamatan Socah dan rasio terkecil adalah Kecamatan Kokop. Kecilnya rasio tenaga pengajar baik SD maupun SMP di Kecamatan Kokop dikarenakan Kecamatan Kokop merupakan kecamatan yang berada jauh dari pusat Kabupaten Bangkalan. Untuk rata-rata APM adalah sebesar 0,4824 dimana angka terbesar terdapat di Kecamatan Bangkalan dan angka terkecil adalah Kecamatan Socah.

Jika dikaitkan antara histogram pada Gambar 4.3 dengan variabel yang berpengaruh terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis, Kecamatan Geger, Kecamatan Galis, Kecamatan Tanah Merah, Kecamatan Modung dan Kecamatan Kokop sebagai kecamatan dengan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis yang rendah di Kabupaten Bangkalan, maka  $X_1$  untuk kelima kecamatan bukan merupakan nilai tertinggi yang dapat berpengaruh terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis, sedangkan untuk variabel  $X_2$  kelima kecamatan termasuk yang terendah kecuali Kecamatan Modung sehingga variabel  $X_2$  memberi pengaruh terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis. Untuk variabel  $X_3$ , Kecamatan Geger dan Kokop merupakan kecamatan dengan nilai terendah sehingga variabel  $X_3$  memberi pengaruh terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis di kedua kecamatan tersebut, sedangkan untuk variabel  $X_4$  Kecamatan Kokop dan Galis termasuk yang terendah sehingga variabel  $X_4$  memberi pengaruh terhadap 2 kecamatan tersebut.

Hubungan antara Kecamatan Kamal yang merupakan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis tertinggi di Kabupaten Bangkalan dengan variabel penyerta memberikan keterkaitan hubungan bahwa variabel  $X_1$ ,  $X_2$ ,  $X_3$  dan  $X_4$  memberikan pengaruh terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis karena Kecamatan Kamal merupakan kecamatan dengan nilai cukup tinggi pada masing-masing variabel penyerta.

Untuk mengetahui apakah terdapat hubungan linier antara masing-masing variabel penyerta terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis, maka dilakukan pengujian korelasi.

Hipotesis:

H<sub>0</sub>: Tidak ada hubungan linier yang signifikan antara variabel penyerta dan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis.

H<sub>1</sub>: Ada hubungan linier yang signifikan antara variabel penyerta dan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis.

$\alpha = 0.1$

Statistik Uji:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{17} x_i y_i - \frac{(\sum_{i=1}^{17} x_i)(\sum_{i=1}^{17} y_i)}{n}}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^{17} x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^{17} x_i)^2}{n}\right) \left(\sum_{i=1}^{17} y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^{17} y_i)^2}{n}\right)}}$$

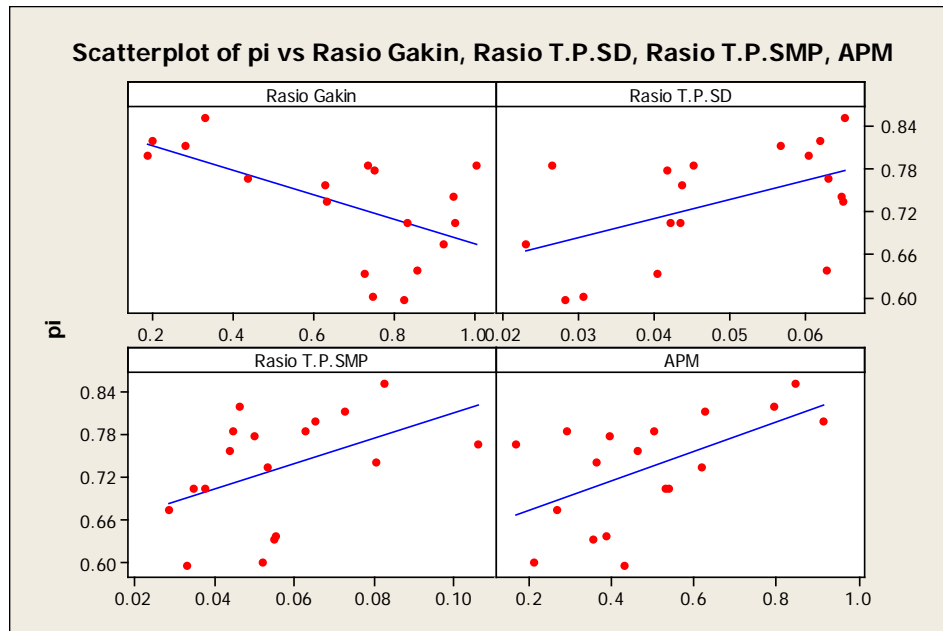
Dengan bantuan *software Minitab* diperoleh hasil dari pengujian korelasi yang disajikan dalam Tabel 4.3.

**Tabel 4.3.** Korelasi Antara Variabel Penyerta  
dan Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis

No.	Variabel Penyerta	Korelasi Pearson	P-value	Keterangan
1.	Rasio Keluarga Miskin (X <sub>1</sub> )	-0,592	0,010	Signifikan
2.	Rasio Tenaga Pendidik SD (X <sub>2</sub> )	0,508	0,032	Signifikan
3.	Rasio Tenaga Pendidik SMP (X <sub>3</sub> )	0,452	0,059	Signifikan
4.	APM (X <sub>4</sub> )	0,572	0,013	Signifikan

Berdasarkan Tabel 4.3. terlihat bahwa p-value yang diperoleh bernilai kurang dari  $\alpha = 0,1$ . Hal ini menunjukkan bahwa masing-masing variabel penyerta memiliki hubungan linier yang signifikan terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis. Jika dilihat dari korelasi pearson yang dihasilkan, variabel rasio keluarga miskin memiliki nilai negative yaitu -0,592 yang berarti bahwa hubungan antara rasio keluarga miskin dan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis berbanding terbalik, sedangkan hubungan antara 3 variabel penyerta lainnya terhadap proporsi

penduduk yang bisa membaca dan menulis berbanding lurus. Hal ini diperkuat dengan *scatterplot* yang terbentuk pada Gambar 4.4.



**Gambar 4.4.** *Scatterplot* Variabel Penyerta dengan Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis

Gambar 4.4. menunjukkan hubungan yang terbentuk antara masing-masing variabel penyerta terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis. *Scatterplot* pertama menggambarkan hubungan antara rasio keluarga miskin terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis, dimana garis penghubung kedua variabel berbeda jika dibandingkan dengan garis yang membentuk hubungan antara 3 variabel lainnya terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis. *Scatterplot* pertama menunjukkan bahwa hubungan antara rasio keluarga miskin dan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis berbanding terbalik yang artinya ketika rasio keluarga miskin bernilai rendah, maka proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis justru bernilai tinggi. Sebaliknya jika rasio keluarga miskin bernilai tinggi, maka proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis justru

bernilai rendah. Sedangkan hubungan antara 3 variabel penyerta lainnya terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis berbanding lurus yang berarti jika masing-masing dari ketiga variabel tersebut rendah, maka proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis juga rendah. Begitu pula jika masing-masing dari ketiga variabel tersebut tinggi, maka proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis juga bernilai tinggi.

#### 4.3 Model *Hierarchical Bayes Small Area Estimation* Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis

Untuk mendapatkan parameter model HB SAE, dilakukan dengan menghubungkan parameter  $p_i$  dengan variabel penyerta melalui model linking log-linier pada persamaan (2.4) sehingga parameter  $p_i$  berdistribusi log-normal.

$$\text{logit}(p_i) = x_i^T \beta + v_i \text{ dengan } v_i \sim N(0, \Sigma_v)$$

Selanjutnya membentuk model umum level area yaitu model Fay-Herriot dengan varians sampling  $\sigma_v^2$  tidak diketahui sehingga pemodelan dilakukan menggunakan varians estimasi langsung  $s_v^2$ . Kemudian menentukan prior parameter  $\beta$  dan  $\sigma_v^2$ . Penentuan prior  $\beta$  dilakukan dengan mengambil parameter  $\beta$  yang didapatkan melalui cara frekuentis (*pseudo prior*), sedangkan untuk  $\sigma_v^2$  memiliki prior invers gamma.

$$\beta_0 \sim \text{dflat}()$$

$$\beta_1 \sim \text{dnorm}(-0,144,1)$$

$$\beta_2 \sim \text{dnorm}(-0,232,1)$$

$$\beta_3 \sim \text{dnorm}(8,725,1)$$

$$\beta_4 \sim \text{dnorm}(1,026,1)$$

$$f(\sigma_v^2) \sim IG(a_0, b_0)$$

Pendugaan parameter untuk HB dilakukan dengan MCMC melalui metode *Gibbs Sampling* dengan pengambilan sampel parameter dari distribusi posterior bersama. Distribusi bersama  $f(\mathbf{p} | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \sigma^2, \beta, \sigma_v^2)$  berbentuk:

$$f(\mathbf{p} | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \sigma^2, \beta, \sigma_v^2) \propto f(\mathbf{x} | \mathbf{p}, \sigma^2) f(\log(\mathbf{p}) | \beta, \sigma_v^2) f(\sigma^2) f(\beta) f(\sigma_v^2)$$

Kemudian membentuk distribusi *full conditional* untuk pendugaan parameter  $p_i$  yang difokuskan untuk distribusi posterior  $f(p_i | \mathbf{y})$  dimana  $i = 1, 2, \dots, 17$ .

$$f(p_i | \mathbf{y}) \propto f(\log(\mathbf{p}) | \mathbf{x}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\sigma}^2, \sigma_v^2)$$

Membentuk distribusi *full conditional* dari  $f(\boldsymbol{\beta} | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\sigma}^2, \sigma_v^2)$

$$f(\boldsymbol{\beta} | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\sigma}^2 \text{ dan } \sigma_v^2) = f(\boldsymbol{\beta} | \mathbf{p}, \sigma_v^2)$$

Membentuk distribusi *full conditional* untuk varians sampling error  $\sigma_i^2$  dan varians random effect  $\sigma_v^2$ .

$$f(\sigma_v^2 | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\sigma}^2, \boldsymbol{\beta}) = f(\sigma_v^2 | \mathbf{p}, \boldsymbol{\beta})$$

$$f(\boldsymbol{\sigma}^2 | \mathbf{x}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\beta}, \sigma_v^2) = f(\boldsymbol{\sigma}^2 | \mathbf{x}, \mathbf{p})$$

Melakukan perhitungan menggunakan metode MCMC. Banyaknya *update* yang dijalankan adalah  $N = 10.000$  dengan *thin* = 10. Dengan iterasi dan *thin* yang semakin banyak, maka hasilnya semakin mendekati konvergen.

Pendugaan dilakukan dengan menggunakan bantuan WinBUGS dan seluruh hasil dugaan posterior serta parameter yang lain dan plot-plot yang digunakan untuk mengecek konvergensi dapat dilihat pada Lampiran 6. Plot yang dilihat adalah plot plot density, plot autokorelasi dan trace plot.

Plot densitas menggambarkan pola distribusi normal yang berarti bahwa konvergensi dari algoritma telah tercapai. Untuk plot autokorelasi terlihat bahwa nilai-nilai autokorelasi pada lag pertama mendekati satu dan selanjutnya nilai-nilainya terus berkurang menuju 0 sehingga dapat dikatakan bahwa pada rantai terdapat korelasi yang lemah. Korelasi yang lemah menunjukkan bahwa algoritma sudah berada di dalam daerah distribusi target. Dan trace plot dapat dikatakan sudah mencapai konvergensi karena tidak membentuk pola tertentu.

**Tabel 4.4.** Parameter Model SAE Proporsi Penduduk  
yang Bisa Membaca dan Menulis dengan HB

Parameter	Mean	Standar Deviasi	Interval		
			2.5%	Median	97.5%
$\beta_1$	-0,1222	0,722	-1,56	-0,1178	1,3
$\beta_2$	-0,239	0,9885	-2,191	-0,2441	1,663
$\beta_3^*$	8,715	0,992	6,749	8,707	10,69
$\beta_4$	1,027	0,7876	-0,5047	1,029	2,56
$\beta_0$	0,1597	0,744	-1,302	0,1587	1,625

\*parameter yang signifikan

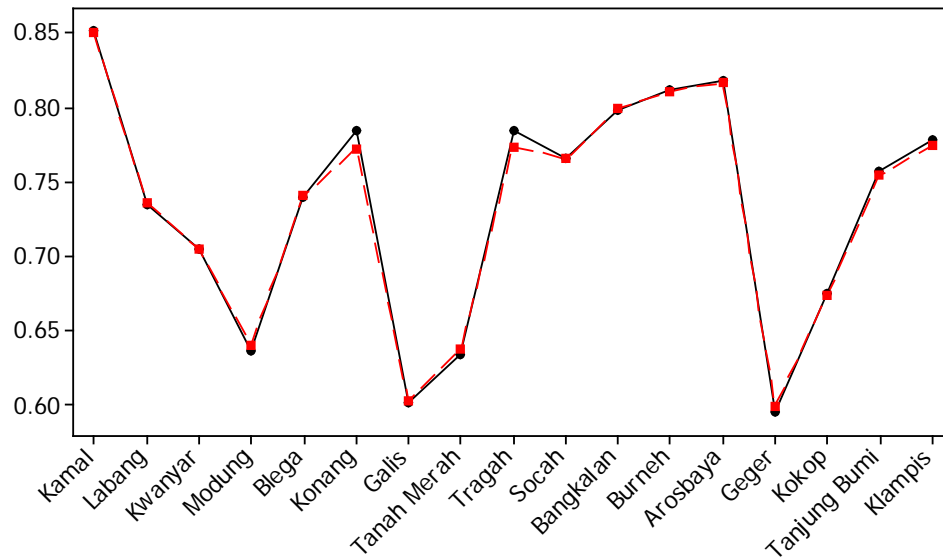
Berdasarkan Tabel 4.4. hasil pendugaan menunjukkan bahwa hanya parameter  $\beta_3$  yang mampu memberikan pengaruh signifikan. Hal ini ditunjukkan dari selang interval 95% yang dihasilkan untuk parameter  $\beta_3$  tidak mengandung nilai nol. Nilai rata-rata untuk  $\beta_3$  adalah 8,715.

**Tabel 4.5.** Statistik Deskriptif Pendugaan Proporsi Penduduk  
yang Bisa Membaca dan Menulis dengan HB

Statistik Deskriptif Proporsi	
Mean	0,7322
Standart deviasi	0,0769
Nilai Maksimum	0,8502
Nilai Minimum	0,5986
Total	17

Hasil pendugaan dengan HB pada Tabel 4.5. menghasilkan kesimpulan yang serupa dengan pendugaan langsung yaitu Kecamatan Kamal sebagai kecamatan dengan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis tertinggi yaitu sebesar 0,8502 sedangkan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis terendah yaitu Kecamatan Geger sebesar 0,5986. Secara umum, rata-rata proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis untuk seluruh kecamatan di Kabupaten Bangkalan melalui pendugaan tak langsung adalah 0,7322 dengan standart deviasi sebesar 0,0769. Standart deviasi yang dihasilkan melalui pendugaan tak langsung lebih besar daripada standart deviasi yang dihasilkan melalui pendugaan langsung yang ditunjukkan pada

Tabel 4.1. Gambar 4.5. menunjukkan perbedaan yang tidak mencolok antara proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis yang dihasilkan melalui pendugaan langsung dan tak langsung.



**Gambar 4.5.** Proporsi Penduduk yang Bisa Membaca dan Menulis  
Masing-masing Kecamatan Dengan Pendugaan Langsung  
dan Pendugaan Tak Langsung

Kedua titik yang menunjukkan hasil pendugaan pada Gambar 4.5. pada masing-masing kecamatan hampir menempel atau bahkan menempel yang berarti bahwa hasil pendugaan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis tidak langsung hampir sama dengan pendugaan langsung. Berdasarkan Gambar 4.5., kedua titik yang tidak menempel atau memiliki perbedaan terbesar terdapat pada Kecamatan Konang dan Kecamatan Tragah.



Model yang terbentuk untuk menduga proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis pada Kecamatan Sepulu adalah:

$$p_{sepulu} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4}}$$

$$p_{sepulu} = \frac{e^{0,1597 - 0,1222x_1 - 0,239x_2 + 8,715x_3 + 1,027x_4}}{1 + e^{0,1597 - 0,1222x_1 - 0,239x_2 + 8,715x_3 + 1,027x_4}}$$

$$p_{sepulu} = 0,714$$

Berdasarkan model yang terbentuk, maka didapatkan hasil pendugaan untuk proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis di Kecamatan Sepulu yaitu sebesar 0,714.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

1. Dilihat dari nilai korelasi pearson yang dihasilkan, keempat variabel penyerta yang digunakan memiliki hubungan linier yang signifikan terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis dengan hubungan masing-masing variabel penyerta terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis digambarkan dalam *scatterplot*. *Scatterplot* pertama antara rasio keluarga miskin dan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis berbanding terbalik yang artinya bahwa ketika rasio keluarga miskin bernilai rendah, maka proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis justru bernilai tinggi. Sebaliknya jika rasio keluarga miskin bernilai tinggi, maka proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis justru bernilai rendah. Sedangkan hubungan antara ketiga variabel penyerta lainnya terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis berbanding lurus yang berarti jika masing-masing dari ketiga variabel tersebut rendah, maka proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis juga rendah. Begitu pula jika masing-masing dari ketiga variabel tersebut tinggi, maka proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis juga tinggi.
2. Pendugaan secara tidak langsung menunjukkan hasil yang berbeda dengan perhitungan korelasi. Hanya variabel  $X_3$  yang memberikan pengaruh signifikan terhadap proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis. Hasil pendugaan dengan HB menghasilkan Kecamatan Kamal sebagai kecamatan dengan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis tertinggi yaitu sebesar 0,8502 sedangkan proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis terendah yaitu Kecamatan Geger sebesar 0,5986. Secara umum, rata-rata proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis untuk seluruh kecamatan di Kabupaten

Bangkalan melalui pendugaan tak langsung adalah 0,7322 dengan standart deviasi sebesar 0,0769. Berdasarkan model yang terbentuk, maka didapatkan hasil pendugaan untuk proporsi penduduk yang bisa membaca dan menulis di Kecamatan Sepulu yaitu sebesar 0,714.

## 5.2 Saran

Dalam penelitian ini masih banyak permasalahan yang perlu dikaji secara mendalam, oleh karena itu penulis memberikan saran sebagai berikut:

1. Pemilihan variabel penyerta yang akan digunakan untuk proses pendugaan tidak langsung sebaiknya diperbanyak. Hal ini untuk mengantisipasi tidak adanya pengaruh yang signifikan antara variabel penyerta dengan variabel yang ingin diduga. Selain itu, dimaksudkan agar terdapat informasi yang masuk pada pembentukan model untuk pendugaan tidak langsung pada saat terdapat variabel penyerta yang berpengaruh terhadap variabel yang ingin diduga. Jumlah variabel penyerta yang signifikan dalam model mempengaruhi nilai pendugaan dan kebaikan dari model yang dihasilkan.
2. Perlunya dilakukan uji asumsi terlebih dahulu untuk melihat apakah terjadi multikolinieritas, autokorelasi, distribusi data yang tidak normal sehingga dapat dilakukan penanganan terhadap permasalahan tersebut.
3. Penggunaan metode HB dalam pendugaan tidak langsung memungkinkan dalam pemilihan prior yang lebih tepat agar mendapatkan hasil pendugaan yang lebih baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- BPS. 2013. Angka Melek Huruf. Diakses pada 21 Februari 2013. Statistics Indonesia. [http://www.datastatistik-indonesia.com/portal/index.php?option=com\\_content&task=view&id=730&Itemid=730](http://www.datastatistik-indonesia.com/portal/index.php?option=com_content&task=view&id=730&Itemid=730).
- Chip, S., dan Greenberg, E. 1995. *Understanding the Metropolis-Hasting Algorithm*. The American Statistician. Vol. 94. 327-335.
- Consetta, E.G.D. 2013. Tugas Akhir: Pemodelan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Angka Buta Huruf (ABH) Di Kabupaten/Kota Di Jawa Timur Dengan Regresi Spline Semiparametrik. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Darsyah, M. Y. 2013. Tesis: *Small Area Estimation* terhadap Pengeluaran Per Kapita pada Level Kecamatan di Kabupaten Sumenep Dengan Pendekatan *Kernel - Bootstrap*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Eka, B. 2011. Tugas Akhir: Pemodelan dan Pemetaan Angka Buta Huruf Provinsi Jawa Timur dengan Pendekatan Regresi Spasial. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Fausi, H. 2011. Tugas Akhir: *Small Area Estimation* Terhadap Pengeluaran Per Kapita di Kabupaten Sumenep Dengan Metode *Empirical Bayes*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Fay, R., dan Herriot, R. A. 1979. *Estimation of Income for Small Places: An Application of James-Stein Procedures to Census Data*. Journal of The American Statistical Association. Vol. 74. 268-277.
- Gelfand, A. E., dan Smith, A. F. M. 1990. *Sampling based Approaches to Calculating Marginal Densities*. Journal of The American Statistical Association. Vol. 85. 398-409.
- Ghosh, M., dan Rao, J. N. K. 1994. *Small Area Estimation: An Appraisal*. Statistical Science. Vol. 9. 55-76.
- Iriawan, N. 2012. Pemodelan dan Analisis Data – Driven. Surabaya: ITS Press.
- Kismiantini. 2007. Tesis: Pendugaan Statistik *Small area* Dengan Metode *Empirical Constrained Bayes*. Yogyakarta: FMIPA Universitas Negeri Yogyakarta.

- Maiti, T. 1997. *Hierarchical Bayes Estimation Of Mortality Rates For Disease Mapping*. Journal of Statistical Planning and Inference. Vol. 69. 339-348.
- Marchetti, S., Dolci, C., Riccadonna, S., dan Furlanello C. 2010. *Bayesian Hierarchical Model for Small Area Disease Mapping: a Breast Cancer Study*. SIS2010 Scientific Meeting. Italy.
- Ni'mah, R. 2013. *Hierarchical Bayes Small Area Estimation Untuk Indeks Paritas Gender Dalam Pendidikan Studi Kasus Provinsi Jawa Timur*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ntzoufras, I. 2009. *Bayesian Modeling Using Winbugs*. New Jersey: John Wiley and Sons.
- Pfefferman, D. 2002. *Small Area Estimation-New Development and Direction*. International Statistical Review. Vol. 70. 125-143.
- Rao, J. N. K. 2003. *Small Area Estimation*. New York: John Wiley and Sons.
- Rumiati, A. T. 2012. Disertasi: Model Bayes untuk Pendugaan *Small Area* dengan Penarikan Contoh Berpeluang Tidak Sama pada Kasus Respon Binomial dan Multinomial "Aplikasi: Pendugaan Indeks Pendidikan Level Kecamatan di Jawa Timur". Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Spiegelhalter, D. J., Best, N. G., Carlin, B. P., dan Linde A. V. D, 2002. *Bayesian Measures of Model Complexity and Fit*. 64. Part 4. 583-639.
- UNDP. 1990. *Concept and Measurement of Human Development*. Human Development Report
- You, Y., dan Chapman, B. 2006. *Small Area Estimation Using Area Level Models and Estimated Sampling Variances*. Survey Methodology. Vol. 32. 97-103.

## LAMPIRAN 1.

### Data Variabel Penyerta

No.	Kecamatan	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>
1	Kamal	0.3315	0.065284	0.082600196	0.846854
2	Labang	0.6333	0.064976	0.053391053	0.616274
3	Kwanyar	0.8328	0.042169	0.035014006	0.53125
4	Modung	0.8588	0.062908	0.055555556	0.386266
5	Blega	0.9498	0.064872	0.0806827	0.361875
6	Konang	1.0054	0.026428	0.06302521	0.290332
7	Galis	0.7490	0.030461	0.052261307	0.210137
8	Tanah Merah	0.7265	0.040297	0.055066079	0.353033
9	Tragah	0.7346	0.045176	0.044811321	0.500886
10	Socah	0.4396	0.063073	0.106029106	0.16552
11	Bangkalan	0.1905	0.060382	0.065560336	0.915416
12	Burneh	0.2832	0.056601	0.072780816	0.624376
13	Arosbaya	0.2018	0.061929	0.046500705	0.793515
14	Geger	0.8249	0.028172	0.033352176	0.428745
15	Kokop	0.9244	0.022941	0.028782895	0.266667
16	Tanjung Bumi	0.6314	0.043647	0.043801653	0.462538
17	Sepulu	0.9540	0.04344	0.037996546	0.536608
18	Klampis	0.7532	0.041605	0.05	0.392478

Keterangan:

X<sub>1</sub> = Rasio Keluarga Miskin per Jumlah Penduduk

X<sub>2</sub> = Rasio Tenaga Pendidik Sekolah Dasar per Jumlah Siswa Sekolah Dasar

X<sub>3</sub> = Rasio Tenaga Pendidik Sekolah Menengah Pertama per Jumlah Siswa Sekolah Menengah Pertama

X<sub>4</sub> = Angka Partisipasi Murni Usia 13-15 Tahun

## LAMPIRAN 2.

### Hasil Pendugaan Langsung Menggunakan Rumus Klasik

No.	Kecamatan	Banyaknya Penduduk Berusia 15 Tahun+ yang Bisa Membaca dan Menulis	Jumlah Sampel
1	Kamal	120	141
2	Labang	72	98
3	Kwanyar	62	88
4	Modung	56	88
5	Blega	91	123
6	Konang	29	37
7	Galis	107	178
8	Tanah Merah	64	101
9	Tragah	29	37
10	Socah	88	115
11	Bangkalan	185	232
12	Burneh	155	191
13	Arosbaya	72	88
14	Geger	75	126
15	Kokop	83	123
16	Tanjung Bumi	90	119
17	Klampus	119	153

### LAMPIRAN 3.

#### Korelasi antara Proporsi dan Variabel Penyerta

#### Correlations: Proporsi, Rasio Gakin, Rasio Tenaga Pendidik SD, Rasio Tenaga Pendidik SMP, APM

	Proporsi	Rasio Gakin	Rasio Tenaga Pendidik SD	Rasio Tenaga pendidik SMP
Rasio Gakin	-0.592 0.010			
Rasio <b>Tenaga</b> Pendidik <b>SD</b>	0.508 0.032	-0.463 0.053		
Rasio Tenaga Pendidik SMP	0.452 0.059	-0.349 0.156	0.620 0.006	
APM	0.572 0.013	-0.651 0.003	0.518 0.028	-0.006 0.981

Cell Contents: Pearson correlation  
P-Value



#### LAMPIRAN 4.

#### Syntax Program Pendugaan *Hierarchical Bayes* SAE Dengan Menggunakan WinBUGS

```
Model
{
for(i in 1:N)
{
    y[i] ~ dbin(p[i],n[i])
    logit(p[i]) <-estp[i] + v[i]
    estp[i] ~ dnorm(mu[i],tau)
    mu[i] <- beta0 + beta[1] * x[i,1] + beta[2] * x[i,2]+beta[3] * x[i,3]+beta[4] *
    x[i,4]
}
for( i in 1 : N )
{
    v[i]~dnorm(0.0,tauV)    #random effect
    res[i]<-(y[i]-y.pred[i])    #residual
    y.pred[i]<-n[i]*p[i]
}
for( i in 1 : N )
{
    d[i]<-n[i]-1
    se[i] ~ dchisqr(d[i])    #estimasi varians sampling
}

beta0~dflat()
beta[1]~dnorm(-0.144,1)
beta[2]~dnorm(-0.232,1)
beta[3]~dnorm(8.725,1)
beta[4]~dnorm(1.026,1)
tau~dgamma(2,2)
tauV~dgamma(2,2)    #prior varians random effect
sigmaV<-1/sqrt(tauV)
}

INITIAL
list(beta0=1, beta=c(0,0,0,0), tauV=500, tau=1)

DATA
list(N=17,
y=c(120,72,62,56,91,29,107,64,29,88,185,155,72,75,83,90,119),
n=c(141,98,88,88,123,37,178,101,37,115,232,191,88,126,123,119,153),
```

#### **LAMPIRAN 4. (Lanjutan)**

##### **Program Pendugaan *Hierarchical Bayes* SAE Dengan Menggunakan WinBUGS**

```
x=structure(.Data=c(0.3315,0.0652836,0.082600,0.846854,0.6333,0.0649758,0.053391,0.616274,0.8328,0.0421687,0.035014,0.531250,0.8588,0.0629079,0.055556,0.386266,0.9498,0.0648717,0.080683,0.361875,1.0054,0.0264284,0.063025,0.290332,0.7490,0.0304606,0.052261,0.210137,0.7265,0.0402970,0.055066,0.353033,0.7346,0.0451761,0.044811,0.500886,0.4396,0.0630725,0.106029,0.165520,0.1905,0.0603823,0.065560,0.915416,0.2832,0.0566010,0.072781,0.624376,0.2018,0.0619295,0.046501,0.793515,0.8249,0.0281722,0.033352,0.428745,0.9244,0.0229410,0.028783,0.266667,0.6314,0.0436468,0.043802,0.462538,0.7532,0.0416048,0.050000,0.392478),.Dim=c(17,4)))
```

## LAMPIRAN 5.

### Ouput Pendugaan *Hierarchical Bayes* SAE Dengan Menggunakan WinBUGS

Node	Mean	Sd	MC				Start	Sample
			Error	2.5%	Median	97.5%		
beta[1]	-0.1222	0.722	0.008768	-1.56	-0.1178	1.3	1	10000
beta[2]	-0.239	0.9885	0.01005	-2.191	-0.2441	1.663	1	10000
beta[3]	8.715	0.992	0.01067	6.749	8.707	10.69	1	10000
beta[4]	1.027	0.7876	0.008338	-0.5047	1.029	2.56	1	10000
beta0	0.1597	0.744	0.008611	-1.302	0.1587	1.625	1	10000
p[1]	0.8502	0.0293	2.93E-04	0.7888	0.8516	0.9036	1	10000
p[2]	0.7358	0.04272	4.47E-04	0.6476	0.737	0.8152	1	10000
p[3]	0.7046	0.04654	4.88E-04	0.6105	0.7057	0.7924	1	10000
p[4]	0.6402	0.0497	4.80E-04	0.5398	0.6414	0.734	1	10000
p[5]	0.7403	0.03845	4.29E-04	0.6622	0.7409	0.8129	1	10000
p[6]	0.7715	0.06326	6.09E-04	0.636	0.7755	0.8797	1	10000
p[7]	0.6025	0.03604	3.71E-04	0.5312	0.6031	0.6722	1	10000
p[8]	0.6375	0.04656	4.31E-04	0.5447	0.638	0.7264	1	10000
p[9]	0.7736	0.06343	5.99E-04	0.6375	0.7782	0.8837	1	10000
p[10]	0.7652	0.03862	3.84E-04	0.6855	0.7662	0.8368	1	10000
p[11]	0.7987	0.02613	2.48E-04	0.7457	0.7994	0.8476	1	10000
p[12]	0.8107	0.02769	2.74E-04	0.7532	0.812	0.8619	1	10000
p[13]	0.8162	0.03941	3.91E-04	0.7336	0.818	0.8867	1	10000
p[14]	0.5986	0.04232	4.18E-04	0.5154	0.5983	0.6802	1	10000
p[15]	0.6736	0.04112	3.87E-04	0.5902	0.675	0.752	1	10000
p[16]	0.7537	0.03831	3.80E-04	0.6741	0.7552	0.8243	1	10000
p[17]	0.7748	0.03323	3.09E-04	0.706	0.7757	0.8358	1	10000
res[1]	0.1226	4.131	0.04127	-7.4	-0.08013	8.789	1	10000
res[2]	-0.1095	4.187	0.04384	-7.875	-0.2243	8.537	1	10000
res[3]	-0.00276	4.096	0.04297	-7.725	-0.1039	8.273	1	10000
res[4]	-0.3374	4.374	0.04225	-8.593	-0.4448	8.514	1	10000
res[5]	-0.05737	4.729	0.05281	-8.99	-0.1287	9.553	1	10000
res[6]	0.4548	2.34	0.02254	-3.548	0.3069	5.467	1	10000
res[7]	-0.2418	6.415	0.06599	-12.65	-0.3538	12.48	1	10000
res[8]	-0.3859	4.703	0.04356	-9.354	-0.4388	8.986	1	10000
res[9]	0.3762	2.347	0.02215	-3.695	0.2075	5.412	1	10000
res[10]	0.005684	4.441	0.04412	-8.232	-0.1118	9.189	1	10000
res[11]	-0.2999	6.063	0.05759	-11.63	-0.4597	11.99	1	10000
res[12]	0.1557	5.29	0.05233	-9.626	-0.0878	11.15	1	10000
res[13]	0.1768	3.468	0.03437	-6.027	0.02111	7.451	1	10000
res[14]	-0.4186	5.332	0.05261	-10.69	-0.3857	10.07	1	10000
res[15]	0.1481	5.058	0.04761	-9.492	-0.02207	10.41	1	10000

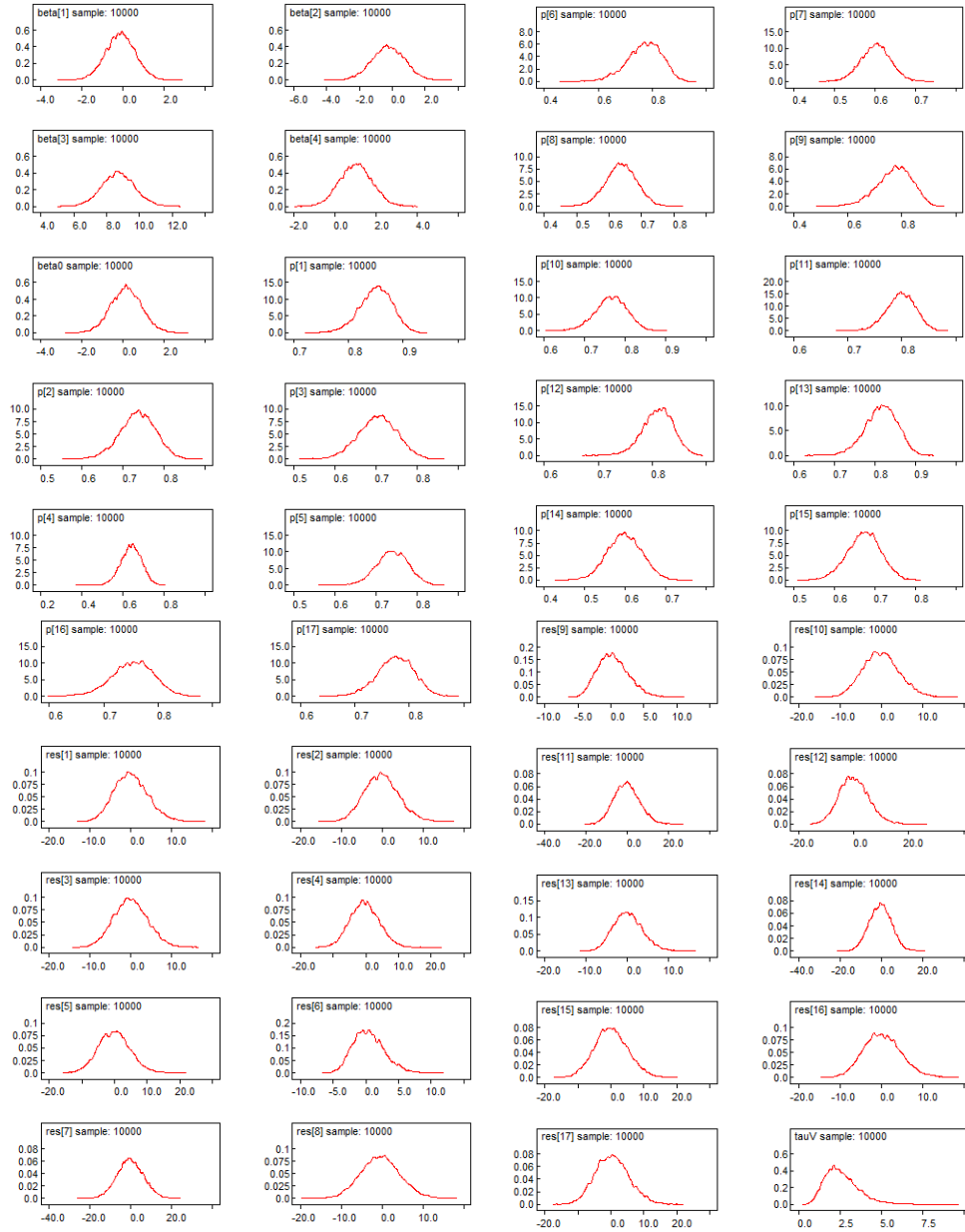
## LAMPIRAN 5. (Lanjutan)

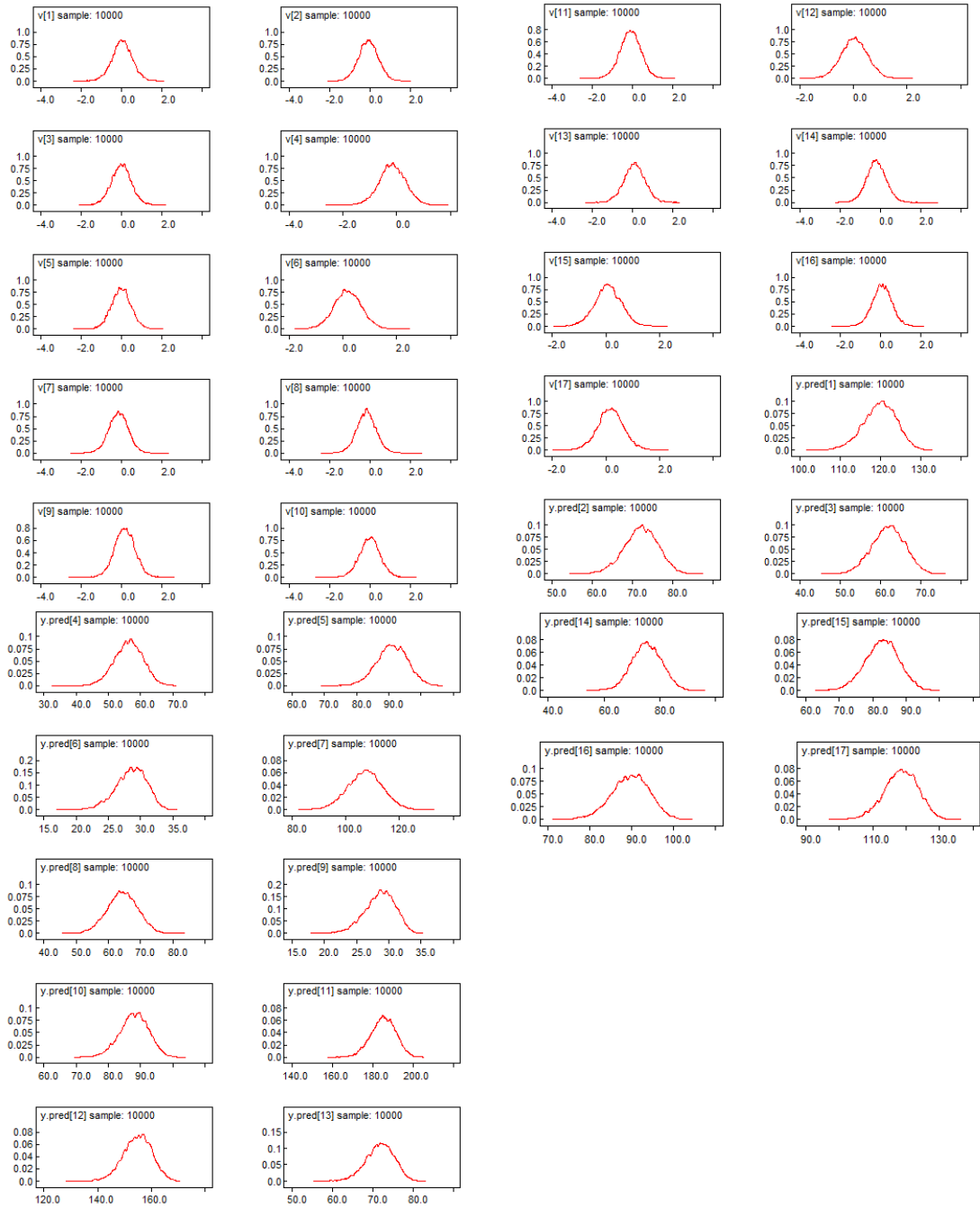
### Ouput Pendugaan *Hierarchical Bayes* SAE Dengan Menggunakan WinBUGS

Node	Mean	Sd	MC				Start	Sample
			Error	2.5%	Median	97.5%		
res[16]	0.3145	4.559	0.04523	-8.089	0.1274	9.804	1	10000
res[17]	0.454	5.083	0.04733	-8.874	0.3162	10.99	1	10000
tauV	2.599	1	0.01127	1.066	2.456	4.915	1	10000
v[1]	0.02442	0.5072	0.006063	-1.004	0.02459	1.025	1	10000
v[2]	-0.06525	0.4913	0.006046	-1.025	-0.06845	0.899	1	10000
v[3]	-0.01718	0.4999	0.005272	-1.007	-0.01271	0.9756	1	10000
v[4]	-0.1614	0.4914	0.005868	-1.154	-0.1602	0.7886	1	10000
v[5]	-0.02545	0.4933	0.006155	-0.9969	-0.02392	0.9469	1	10000
v[6]	0.1814	0.5195	0.005933	-0.8433	0.1766	1.208	1	10000
v[7]	-0.1598	0.4937	0.006415	-1.159	-0.1555	0.7986	1	10000
v[8]	-0.1682	0.4929	0.005867	-1.144	-0.1681	0.8059	1	10000
v[9]	0.1529	0.5115	0.004789	-0.8531	0.1497	1.136	1	10000
v[10]	-0.00265	0.5111	0.006957	-1.03	0.005321	0.9994	1	10000
v[11]	-0.1106	0.5186	0.007096	-1.154	-0.1057	0.8926	1	10000
v[12]	0.03564	0.4976	0.005986	-0.9498	0.03617	1.01	1	10000
v[13]	0.0877	0.5258	0.006546	-0.9738	0.09093	1.12	1	10000
v[14]	-0.197	0.4898	0.006635	-1.165	-0.2032	0.7644	1	10000
v[15]	0.08406	0.4955	0.007298	-0.9139	0.08209	1.045	1	10000
v[16]	0.09195	0.4843	0.005628	-0.8567	0.09409	1.055	1	10000
v[17]	0.1776	0.4898	0.006085	-0.8016	0.179	1.166	1	10000
y.pred[1]	119.9	4.131	0.04127	111.2	120.1	127.4	1	10000
y.pred[2]	72.11	4.187	0.04384	63.47	72.22	79.89	1	10000
y.pred[3]	62	4.096	0.04297	53.73	62.1	69.73	1	10000
y.pred[4]	56.34	4.374	0.04225	47.5	56.45	64.59	1	10000
y.pred[5]	91.06	4.729	0.05281	81.45	91.13	99.99	1	10000
y.pred[6]	28.55	2.34	0.02254	23.53	28.69	32.55	1	10000
y.pred[7]	107.2	6.415	0.06599	94.55	107.4	119.7	1	10000
y.pred[8]	64.39	4.703	0.04356	55.02	64.44	73.37	1	10000
y.pred[9]	28.62	2.347	0.02215	23.59	28.79	32.7	1	10000
y.pred[10]	87.99	4.441	0.04412	78.84	88.11	96.24	1	10000
y.pred[11]	185.3	6.063	0.05759	173	185.5	196.6	1	10000
y.pred[12]	154.8	5.29	0.05233	143.9	155.1	164.6	1	10000
y.pred[13]	71.82	3.468	0.03437	64.55	71.98	78.03	1	10000
y.pred[14]	75.42	5.332	0.05261	64.94	75.39	85.7	1	10000
y.pred[15]	82.85	5.058	0.04761	72.59	83.02	92.5	1	10000
y.pred[16]	89.69	4.559	0.04523	80.22	89.87	98.1	1	10000
y.pred[17]	118.5	5.083	0.04733	108	118.7	127.9	1	10000

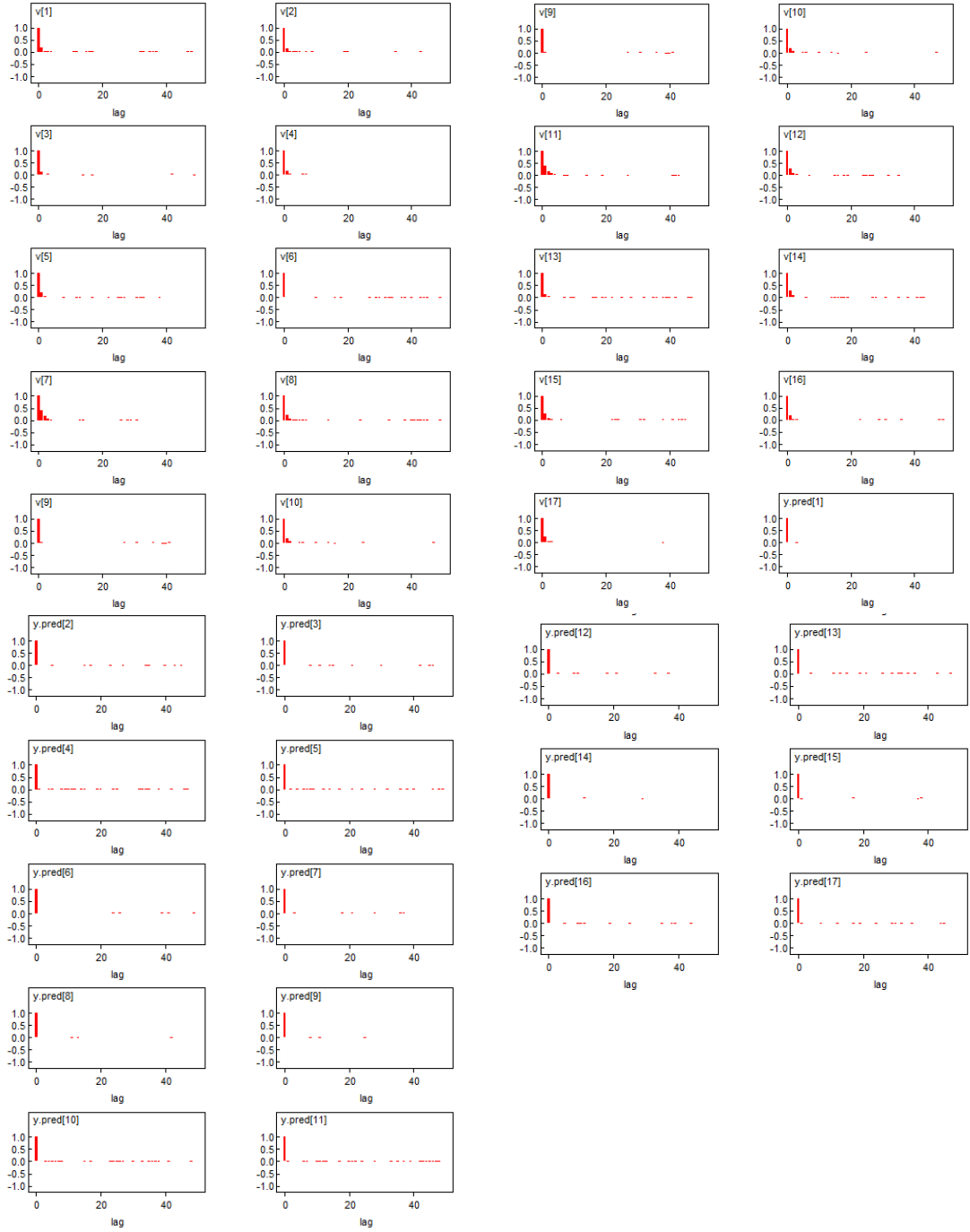
## LAMPIRAN 6.

### Output Pengecekan Konvergensi

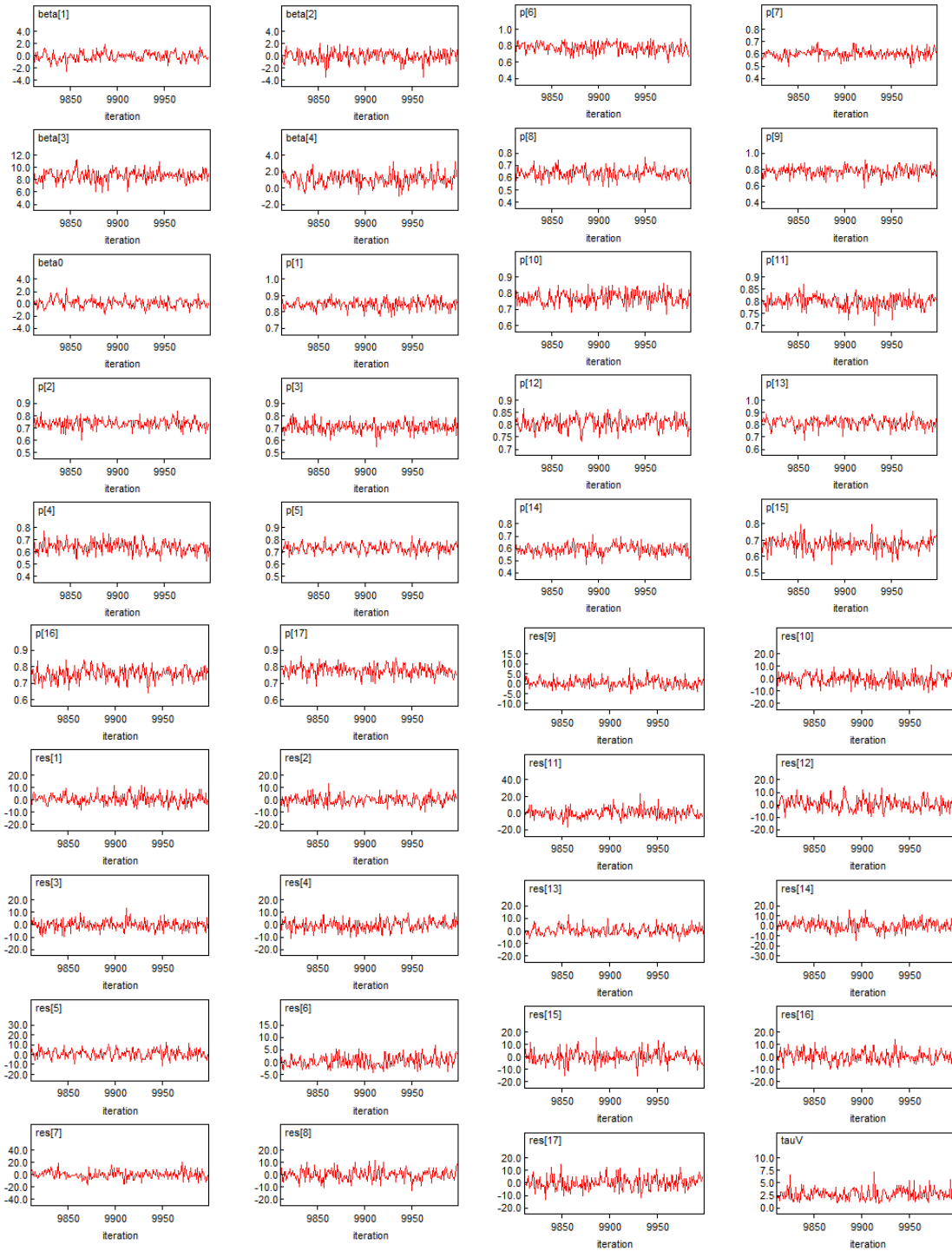


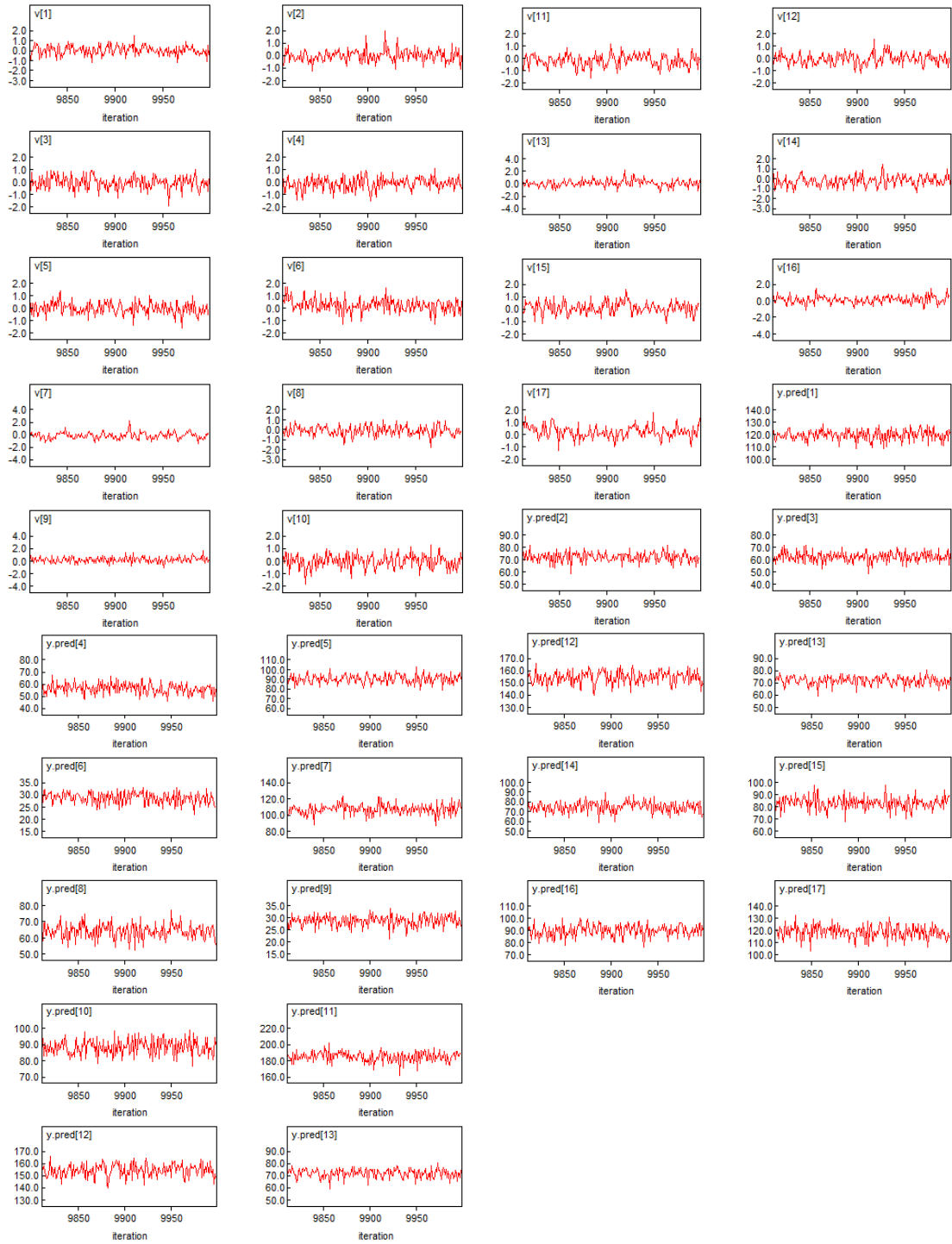
















(Halaman ini sengaja dikosongkan)

## BIODATA PENULIS



Penulis dilahirkan di Sumenep pada tanggal 04 Juni 1989 dengan nama lengkap Risya Fadila. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara dan menempuh jenjang pendidikan yaitu TK Pertiwi (1993-1995), SD Negeri Pajagalan II (1995-2001), SMP Negeri 1 Kamal (2001-2004), SMA Negeri 1 Kamal (2004-2007). Setelah lulus dari SMA, penulis diterima di Jurusan Statistika ITS melalui jalur PMDK Mandiri pada tahun 2007. Melanjutkan studi pascasarjana dengan mengambil jurusan statistika di kampus yang sama pada tahun 2011.

Penulis dapat dihubungi melalui email: [fadila.risya@gmail.com](mailto:fadila.risya@gmail.com).